

引用格式:戴伟聪,金龙旭,李国宁.基于 Staple 算法改进的目标跟踪算法[J].电光与控制,2019,26(6):12-17,39. DAI W C, JIN L X, LI G N. Object tracking based on improved Staple tracker[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(6):12-17, 39.

## 基于 Staple 算法改进的目标跟踪算法

戴伟聪<sup>1,2</sup>, 金龙旭<sup>1</sup>, 李国宁<sup>1</sup>

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:**针对 Staple 算法存在的两个问题,提出了一种基于 Staple 改进的目标跟踪算法。首先,为了增强 Staple 算法在灰度视频序列中的判别能力,提出一种基于局部敏感直方图的直方图分类器;其次,提出一种基于相对置信度的自适应融合系数,解决了 Staple 算法中两个分类器无法最优融合的问题。将该算法在 OTB2013 测试集上与其他 9 个先进的算法进行了比较,实验结果表明该算法的精确度与准确率分别为 0.814 和 0.614,相对于 Staple 算法分别提升了 4.1% 和 3.5%,具有很好的鲁棒性。

**关键词:**目标跟踪;相关滤波器;直方图分类器;局部敏感直方图;相对置信度

**中图分类号:** O213.2      **文献标志码:** A      **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.06.003

## Object Tracking Based on Improved Staple Tracker

DAI Wei-cong<sup>1,2</sup>, JIN Long-xu<sup>1</sup>, LI Guo-ning<sup>1</sup>

(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:** Focusing on the two problems existed in Staple tracker, an improved target tracking algorithm based on Staple tracker is proposed. Firstly, in order to strengthen the discriminative ability of Staple tracker for gray video sequences, a histogram classifier based on locality sensitive histogram is proposed. Furthermore, as the constant merge factor in Staple tracker can not merge two classifiers optimally, an adaptive merge factor is proposed by using the relative confident coefficient. Experiment is made on OTB2013 benchmark for comparing the proposed tracker with other 9 state-of-the-art trackers. The results show that the proposed tracker has a precision of 0.814 and a success rate of 0.614, improved by 4.1% and 3.5% respectively compared with that of the Staple tracker, which indicates that the proposed tracker is more robust.

**Key words:** object tracking; correlation filter; histogram classifier; locality sensitive histogram; relative confident coefficient

### 0 引言

目标跟踪在计算机视觉领域是一个重要的研究课题,在军事应用、人机交互、无人驾驶与安全监视等领域有着广泛的发展前景<sup>[1]</sup>。目标跟踪的主要任务是通过第一帧给定的目标初始信息,在后续的视频序列中实现对目标的准确跟踪。由于目标在跟踪的过程中会发生许多变化,包括严重遮挡、快速变形、运动模糊、尺

度变化、平面外旋转等<sup>[2]</sup>,目标跟踪领域仍存在很大的挑战。

近几年,基于检测的目标跟踪算法在目标跟踪领域得到了很大的发展,其中最具实用性也是最主流的研究方向是基于相关滤波器的目标跟踪算法。相关滤波器在目标跟踪领域的第一次应用是由 BOLME 等<sup>[3]</sup>提出的 MOSSE 算法,其运行速度可达每秒数百帧且保持相当高的准确率。HENRIQUES 等<sup>[4]</sup>提出的 CSK 算法在 MOSSE 的基础上使用循环矩阵对样本进行密集采样,并且利用循环矩阵的性质将运算转换到频域进行以加快计算,在 2014 年 HENRIQUES 等<sup>[5]</sup>将 MOSSE 与 CSK 算法使用的单通道灰度特征扩展为多通道方向梯度直方图特征(HOG),并将特征用核技巧映射到

收稿日期:2018-07-03      修回日期:2018-09-10

基金项目:国家“八六三”计划项目(863-2-5-1-13B)

作者简介:戴伟聪(1994—),男,广东珠海人,硕士生,研究方向为计算机视觉、目标跟踪。

高维空间,提出了 KCF 算法,其线性核版本称为 DCF。为了解决现有算法无法处理尺度变化的缺点,DANELLIAN 等<sup>[6]</sup>在 DCF 的基础上构建尺度金字塔并训练一个尺度相关滤波器用于检测目标的尺度变化,提出了 DSST 算法。循环样本与真实样本有不小的差距,导致相关滤波器存在内在的边界效应,边界效应是影响相关滤波器性能最重要的原因之一。为了解决边界效应,2015 年,DANELLIAN 等<sup>[7]</sup>提出在 DCF 上加入空域正则化去惩罚滤波器边界区域的系数;2016 年,BERTINETTO 等<sup>[8]</sup>结合直方图分类器与相关滤波器提出 Staple 算法,通过融合两个互补的分类器一定程度上缓解了边界效应,性能与 SRDCF 相近的同时速度可达 80 帧/s;同年,张雷等<sup>[9]</sup>设计了一种处理尺度变化的尺度估计策略,提出了采用核相关滤波的自适应尺度目标跟踪算法;2017 年,王晔等<sup>[10]</sup>提出将目标分块,使用 CSK 算法进行跟踪,选取高置信度的分块的跟踪结果进行综合,提出基于分块的尺度自适应 CSK 跟踪算法;同年,忽晓伟等<sup>[11]</sup>考虑在 RGB 颜色特征的基础上去除光照变化的影响,提出融合颜色特征的核相关滤波器;2018 年,毛宁等<sup>[12]</sup>提出针对 SRDCF 算法进行改进,利用最佳伙伴相似度来判断是否重检测,提出了一种改进的 SRDCF 算法。

上述算法中,Staple 算法具有良好的速度和准确度,以及广阔的应用前景,但存在两个不足之处:1) 针对仅有一个通道的灰度图像跟踪效果较差;2) 常数融合系数导致两个跟踪模型的优势没有完全展现。而本文研究的主要目的是解决 Staple 算法中的这两个不足之处。

## 1 跟踪算法

### 1.1 相关滤波器

相关滤波器可以由一个岭回归方程求解获得,对于一个由  $d$  维特征组成的样本  $f$ ,可以通过最小化式(1)来获得一个  $d$  维的相关滤波器  $h$ ,即

$$\varepsilon = \left\| g - \sum_{l=1}^d h^l * f^l \right\|^2 + \lambda \sum_{l=1}^d \|h^l\|^2 \quad (1)$$

式中: $g$  表示相关滤波器需要的输出,是一个高斯函数; $*$  表示循环相关; $\lambda$  是正则化系数,用于防止过拟合。

最小化式(1),转化到频域计算可以得到滤波器  $h^l$  在频域的表达式为

$$H^l = \frac{\bar{G}F^l}{\sum_{k=1}^d \bar{F}^k F^k + \lambda} \quad l = 1, \dots, d \quad (2)$$

式中:大写字母表示对应的离散傅里叶变换; $\bar{F}^k$  表示

$F^k$  对应的复共轭。在跟踪的过程中,以  $t$  时刻的新样本  $f_t$  分别更新滤波器  $H^l$  的分子  $A_{t-1}^l$  与分母  $B_{t-1}$ ,得到  $t$  时刻滤波器的分子  $A_t^l$  与分母  $B_t$  为

$$\begin{cases} A_t^l = (1 - \eta)A_{t-1}^l + \eta \bar{G}F_t^l \\ B_t = (1 - \eta)B_{t-1} + \eta \sum_{k=1}^d \bar{F}_t^k F_t^k \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\eta$  是一个常数学习率。在第  $t$  帧,将滤波器作用在样本  $z_t$  上可以得到响应,其在频域的表达式为

$$Y_t = \frac{\sum_{l=1}^d \bar{A}_{t-1}^l Z_t^l}{B_{t-1} + \lambda} \quad (4)$$

在  $t$  帧时,目标的位置可以通过寻找  $y_t = F^{-1}\{Y_t\}$  上的最大值获得。

### 1.2 基于局部敏感直方图的直方图分类器

直方图分类器是一种利用概率统计知识进行分类的算法,使用颜色直方图的直方图分类器可以准确跟踪低分辨率、快速变形等情况下的目标。然而对于由灰度图像组成的灰度视频序列而言,颜色信息相对彩色视频序列少,造成直方图分类器分辨能力偏弱,容易误判背景杂物。针对这个缺点,本文通过局部敏感直方图增强灰度序列的直方图分类器的判别能力。

灰度图像的直方图可以将不同像素点根据其灰度值投影为一个 3 通道的图像,即

$$H(b) = \sum_{q=1}^W Q(I_q, b) \quad b = 1, 2, 3 \quad (5)$$

式中: $W$  为像素的总数; $I_q$  为像素  $q$  上的灰度值; $b$  为通道数。通过 PORIKLI 等<sup>[13]</sup>提出的积分直方图降低计算的复杂性,即

$$H_p^l(b) = Q(I_p, b) + H_{p-1}^l(b) \quad (6)$$

式中, $H_p^l(b)$  表示在像素  $p$  上计算的积分直方图, $I$  表示一幅图像。HE 等<sup>[14]</sup>提出,由于离目标中心较远的像素大概率为背景,因此离目标中心较远的像素的权重应该小于较近的,即

$$H_p^e(b) = \sum_{q=1}^W \beta^{L_p - \tau} \cdot Q(I_q, b) \quad (7)$$

式中, $H_p^e(b)$  表示在像素  $p$  上计算的局部敏感直方图。类似于积分直方图,局部敏感直方图的算式为

$$H_p^e(b) = H_p^{e,\text{left}}(b) + H_p^{e,\text{right}}(b) - Q(I_q, b) \quad (8)$$

式中:

$$\begin{cases} H_p^{e,\text{left}}(b) = Q(I_q, b) + \beta H_{p-1}^{e,\text{left}}(b) \\ H_p^{e,\text{right}}(b) = Q(I_q, b) + \beta H_{p-1}^{e,\text{right}}(b) \end{cases} \quad (9)$$

原图及以局部敏感直方图、灰度直方图训练的直方图分类器在原图上获得的概率率图见图 1。

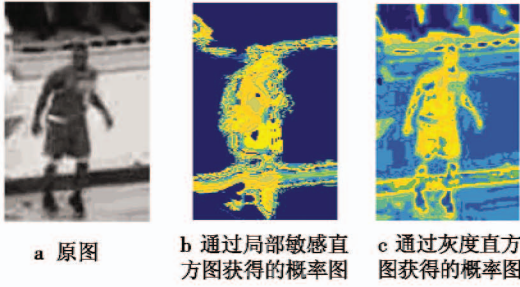


图1 原图及在原图上获得的概率图

Fig. 1 The original image and the probability images produced by using different methods

局部敏感直方图对背景斑杂下的目标具有良好的处理效果。由图1可以看出,通过局部敏感直方图获取的概率图可以明显消除目标附近的干扰信息。本文在局部敏感直方图  $H_p^e(b)$  的3个通道上提取直方图训练一个直方图分类器。直方图分类器可以通过求解岭回归方程来获得,即

$$\beta_t = \arg \min_{\beta} \left\{ L_{\text{hist}}(\beta; \chi_t) + \frac{1}{2} \lambda_{\text{hist}} \|\beta\|^2 \right\} \quad (10)$$

式中,  $\chi_t$  表示训练样本及其对应的回归值。令  $(q, y) \in W$  表示一系列的长方形采样框  $q$  及其对应的回归标签  $y \in R$ , 其中包括正样本  $(p, 1)$ 。即所有采样图像的损失可以表示为  $\ell_{\text{hist}}(x, p, \beta) = \sum_{(q, y) \in W} (\beta^T [\sum_{u \in H} \psi_{T(x, q)}[u] - y])^2$  式中:  $\psi_{T(x, q)}$  表示一个  $M$  通道的特征变换;  $\beta$  为模型。应用线性回归在每一个像素上简化计算,使属于背景区域  $B$  的像素的回归值为0,属于前景区域  $O$  的像素的回归值为1,并且以  $\psi$  作为  $\psi_{T(x, q)}$  的简写,则对于单独一幅图像的损失函数可以写为

$$\ell_{\text{hist}}(x, p, \beta) = \frac{1}{|O|} \sum_{u \in O} (\beta^T \psi[u] - 1)^2 + \frac{1}{|B|} \sum_{u \in B} (\beta^T \psi[u] - 0)^2 \quad (11)$$

式中:  $O$  表示紧围目标的矩形前景区域;  $B$  表示包含目标的矩形背景区域。  $O$  和  $B$  的算式为

$$\begin{cases} \text{avg\_dim} = (w + h) / 2 \\ \text{bg\_area\_h} = h + \text{avg\_dim} \\ \text{bg\_area\_w} = w + \text{avg\_dim} \\ \text{fg\_area\_h} = h - \text{avg\_dim} * \text{inner\_padding} \\ \text{fg\_area\_w} = w - \text{avg\_dim} * \text{inner\_padding} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $w$  为目标的宽度;  $h$  为目标的高度;  $\text{bg\_area\_h}$  为背景区域  $B$  的高度;  $\text{bg\_area\_w}$  为背景区域  $B$  的宽度;  $\text{fg\_area\_h}$  为前景区域  $O$  的高度;  $\text{inner\_padding}$  为一个常数,用于进一步除掉目标周围的背景信息,本文中取0.2。在跟踪的过程中,当目标尺度发生变化时,更新目标的宽度与高度,使用新的目标尺寸数据应用式(11)

可获得新的前景与背景区域大小。

本文使用直方图作为特征。将损失函数分解为直方图中每一个直方柱的损失函数之和。  $\beta^T \psi[u]$  可以通过构造查找表  $k$  获得,  $k$  将像素值  $u$  映射为所属直方柱的序号。令  $\beta^T \psi[u] = \beta^{k(u)}$ 。由此,式(11)可以写为

$$\ell_{\text{hist}}(x, p, \beta) = \sum_{j=1}^M \left[ \frac{N^j(O)}{|O|} (\beta^j - 1)^2 + \frac{N^j(B)}{|B|} (\beta^j)^2 \right] \quad (13)$$

式中:  $N^j(A) = \{x_i \in A: k(u) = j\}$  为第  $j$  个直方柱中元素的总和;  $M$  为直方图的通道数。式(10)中的岭回归问题的解为

$$\beta_t^j = \frac{\rho^j(O)}{\rho^j(O) + \rho^j(B) + \lambda_{\text{hist}}} \quad (14)$$

$\rho^j(A) = N^j(A)/|A|$  是区域  $A$  内第  $j$  个直方柱中元素的总和占采样区域  $A$  内的像素总数的比例。将  $\beta_t^j$  应用在待检测图像上时,可以获得每个像素属于目标的概率,即像素级的概率图。直方图分类器的响应图可以通过在像素级的概率图上应用积分图获得。

在积分图上任意位置  $(x, y)$  处的  $H(x, y)$  表示输入图像  $I$  左上角的所有像素之和,为

$$H(x, y) = \sum_{x_1 \leq x, y_1 \leq y} I(x_1, x_2) \quad (15)$$

图像中任意矩形区域的像素和的算式为

$$\text{Sum}(m, n) = H(x, y) + H(u, v) - H(x, v) - H(u, y) \quad (16)$$

其中,矩形以  $(x, y)$  为右下角,  $m = x - u$  为矩形长度,  $n = y - v$  为矩形宽度。

模型参数通过下列方式进行更新

$$\begin{cases} \rho_t^j(O) = (1 - \theta) \cdot \rho_t^j(O) + \theta \cdot \rho_t^j(O) \\ \rho_t^j(B) = (1 - \theta) \cdot \rho_t^j(B) + \theta \cdot \rho_t^j(B) \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $\rho_t^j(O)$  是  $\rho_t^j(O)$  的一个向量,  $j = 1, 2, \dots, M$ ;  $\theta$  为直方图的学习率。

### 1.3 自适应融合

出于集成两个跟踪模型以达成优势互补的想法,Staple算法通过常数系数  $\alpha$  加权平均集成相关滤波器与直方图分类器,即

$$\text{response} = (1 - \alpha) \text{response\_cf} + \alpha \cdot \text{response\_p} \quad (18)$$

式中:  $\text{response\_cf}$  为相关滤波器的响应;  $\text{response\_p}$  为直方图分类器的响应。这种加权集成的方法虽然有效地融合了两个互补的模型,但是仅以一个固定融合系数结合,导致相关滤波器与直方图分类器无法达到最优结合,针对这个问题,本文提出一种基于相对置信度的自适应融合系数。

本文通过平均相关峰值能量(APCE)<sup>[15]</sup>对融合系数实现自适应调整,APCE是一个用于评价相关滤波器



检测结果置信度的指标, APCE 越大, 检测结果的置信度越高。第  $t$  帧响应  $y_t$  的 APCE 的表达式为

$$E_{APCE_t} = \frac{(y_t^{\max} - y_t^{\min})^2}{\text{mean}(\sum (y_t - y_t^{\min})^2)} \quad (19)$$

式中:  $y_t^{\max}$  表示响应  $y_t$  中的最大值;  $y_t^{\min}$  表示响应  $y_t$  中的最小值;  $\text{mean}(\cdot)$  表示求均值。

目标及相关滤波器作用在目标上的响应见图 2。

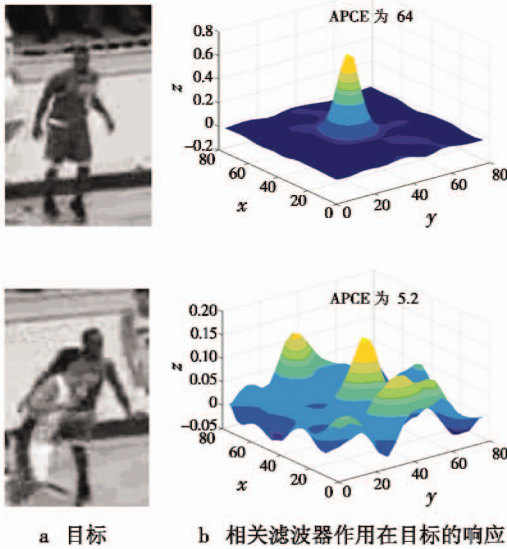


图 2 目标及响应图

Fig. 2 The object and the response diagram

从图 2 中可以看出, 当目标发生严重形变与被遮挡时, 响应图呈现多峰, 响应图的 APCE 迅速下降。

本文提出一种相对置信度的概念, 用于调节融合系数, 相对置信度可以表示为

$$r_t = \frac{E_{APCE_t}}{\sum_{i=1}^t E_{APCE_i}} \quad (20)$$

式中,  $r_t$  表示第  $t$  帧时相关滤波器的检测结果相对全局的置信度。系数  $\alpha$  可以通过  $r_t$  进行自适应调节, 即

$$\alpha_t = \frac{2\alpha}{1 + e^{\rho(1-r_t)}} \quad (21)$$

式中:  $\alpha_t$  表示第  $t$  帧时的加权系数;  $\rho$  为相对置信度的影响因子,  $\rho$  越大, 相对置信度对融合系数影响越大。在本文中  $\rho = 1, \alpha = 0.25$ 。即当相关滤波器的检测结果的相对置信度大于 1 时, 更加相信相关滤波器的判别结果, 否则更加相信直方图分类器的判别结果。

图 3 所示为本文所提算法的流程, 其中的尺度滤波器是指尺度相关滤波器, 与 Staple 算法中一致, 不再赘述。

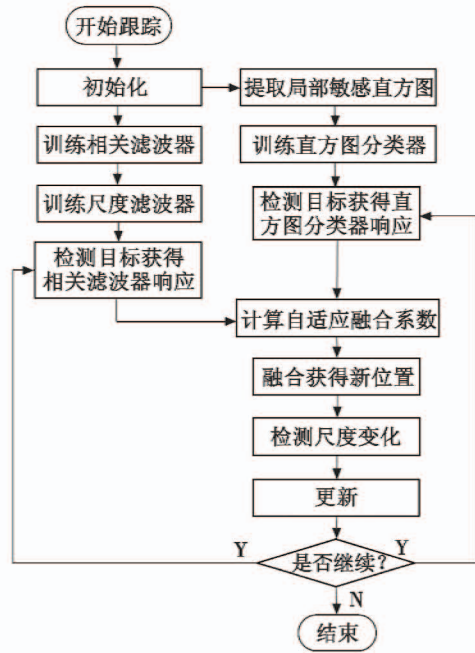


图 3 算法流程图

Fig. 3 The flow chart of the proposed algorithm

## 2 实验结果与分析

首先将提出的算法 PStaple 在 OTB2013 测试集上进行部件分析; 随后将 PStaple 与其他 9 种优秀的目标跟踪算法进行比较, 这 9 个算法包括 CSK, SAMF, DSST, KCF, DCF, fDSST, 其中, SAMF, DSST, KCF, DCF, fDSST 为基于相关滤波的目标跟踪算法, Staple 为结合两个互补算法的目标跟踪算法, Struck 为基于支持向量机的目标跟踪算法, TLD 为基于检测的长期跟踪算法。

本文中使用的评价标准为精确度和成功率。精确度指的是中心位置误差  $e_{CLE} = \sqrt{(x_t - x_g)^2 + (y_t - y_g)^2}$  小于 20 像素的帧数占视频序列总帧数的比例。  $(x_t, y_t)$  为跟踪算法得到的目标中心位置,  $(x_g, y_g)$  为人工标注的目标中心位置。成功率指的是算法的成功率曲线与坐标轴所围成的面积, 成功率曲线由  $S = \frac{|r_t \cap r_0|}{|r_t \cup r_0|}$  确定, 其中,  $r_t$  为跟踪算法给出的标注框,  $r_0$  为人工给出的标注框。

### 2.1 实验及参数设置

本实验的运行条件为: Matlab R2016a, I7-8700 CPU, 16G RAM。图 4 为本实验的仿真界面。相关滤波器的  $\lambda = 1^{-3}$ , 学习率  $\eta = 0.01$ , 使用的特征为 HOG。对于直方图分类器, 学习率  $\theta = 0.04$ , 直方图的直方柱数量  $M = 32$ 。本文使用 OTB2013 测试集, 其中包含 51 个视频序



列,同时包含彩色与灰度视频序列。

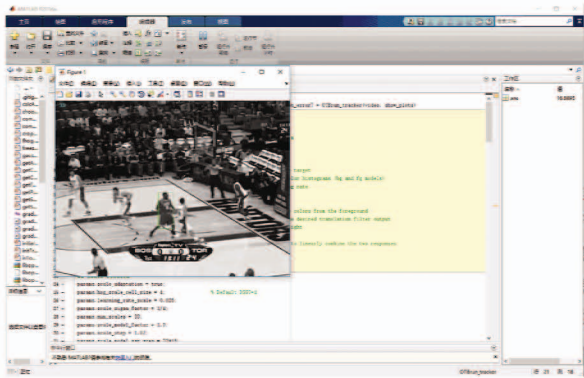


图 4 仿真界面

Fig.4 Simulation interface

### 2.2 实验评估

#### 2.2.1 部件评估

本文对所提算法 PStaple 的组成部件进行分析评估,如图 5 所示。其中,Staple\_gray 表示将 OTB2013 测试集全部转换为灰度序列后,Staple 算法在其上测试的性能。Staple\_LSH 为使用局部敏感直方图后的 Staple。Staple\_adaptive 表示使用了自适应融合系数的 Staple 算法,与 Staple 一致,均在原版的 OTB2013 测试集上进行测试。Staple\_LSH 和 PStaple 均在转换为灰度序列后的 OTB2013 测试集上进行测试。

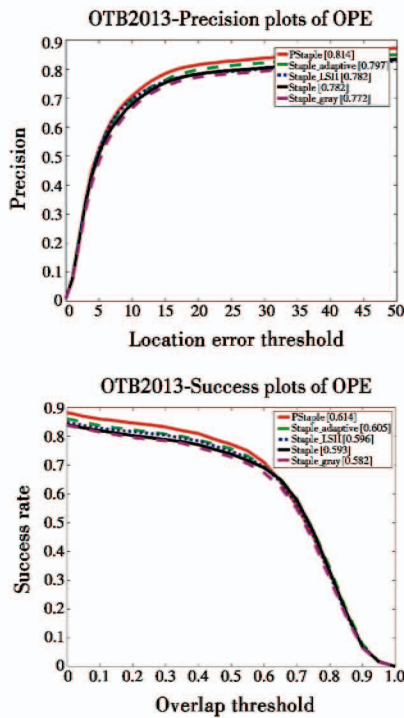


图 5 部件分析

Fig.5 Component analysis

从图 5 可以得知,Staple\_LSH 在 OTB2013 测试集上相对 Staple\_gray 在精确度与成功率上分别提升了 1.3%

和 2.4%,说明使用局部敏感直方图可以在一定程度上提高 Staple 算法在灰度序列上的性能。PStaple 相对于 Staple\_gray 在成功率上提升了 5.5%,在精确度上提升了 5.4%;相对 Staple\_LSH 则在成功率上提升了 3%,在精确度上提升了 4.1%,其主要原因是 PStaple 对相关滤波器与直方图分类器的融合系数实现了自适应调整。Staple\_adaptive 相对于 Staple 在精确度上提升了 1.9%,在成功率上提升了 2%。本文提出的自适应融合系数有效地使相关滤波器与直方图分类器的融合算法更为鲁棒。

#### 2.2.2 定性比较

在图 6 中给出本文提出的算法 PStaple 与 Staple, KCF 在 3 个具有挑战性的序列中的定性比较,其中, PStaple 的跟踪结果以红色标注,Staple 以绿色标注, KCF 以蓝色标注。相对于其他两个算法, PStaple 在大部分的场景下都能准确跟踪目标,并能处理光照变化、尺度变化、快速运动、背景斑杂、旋转等跟踪情形。

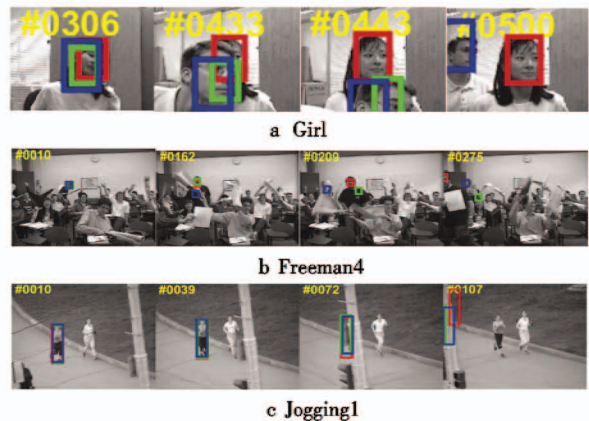


图 6 PStaple,Staple 和 KCF 算法在 3 个序列上的定性比较

Fig.6 The qualitative comparison among PStaple, Staple, KCF on three video sequences

在 Girl 序列中,第 306 帧时,3 个算法都可以准确跟踪目标,然而在 433 帧,当有相似物体接近目标时, KCF 与 Staple 算法均发生严重漂移, PStaple 算法由于使用的局部敏感直方图对距离目标中心较远的像素进行了抑制,得以准确跟踪目标。

Freeman4 序列中,目标在运动过程中频繁发生平面外旋转,导致 KCF 算法迅速丢失目标,随后, Staple 算法也丢失目标,其主要原因是背景的灰度值与目标相近,直方图分类器难以判别目标。由于通过使用局部敏感直方图增强了直方图分类器的判别能力,并且相关滤波器在目标发生平面外旋转时,平均相关峰值能量较低,从而增大了融合系数,使得直方图分类器在算法的权重更高,所以本文提出的 PStaple 算法可以全程跟踪目标,但是因为目标频繁发生平面外旋转,导致尺度变化难以准确检测。



在 Jogging1 序列中,当目标遭遇严重遮挡时,3 个算法均丢失目标,其主要原因是缺乏遮挡检测机制,模型在目标被遮挡后持续学习不良样本,导致模型发生漂移。

2.2.3 整体性能比较

将 PStaple 与其他 9 种算法在测试集 OTB2013 上进行比较。定量比较的评估结果见图 7。PStaple 在 OTB2013 测试集上的精确度和成功率分别达到 0.814 和 0.614,相对于 DSST 分别提升了 10.4% 与 22.1%。与 Staple 算法相比,PStaple 在成功率上提升了 3.5%,在精确度上提升了 4.1%。

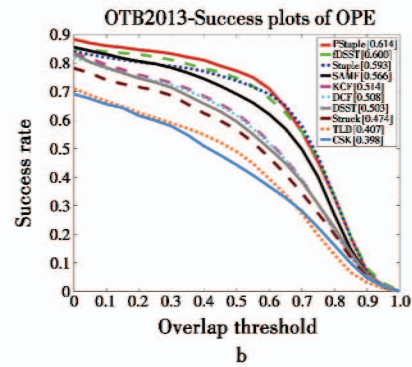
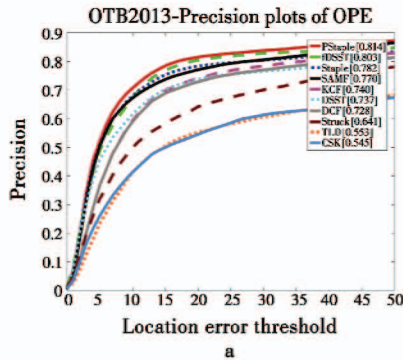


图 7 PStaple 与其他算法在 OTB2013 测试集上的比较结果  
Fig.7 The comparison of PStaple with other trackers on OTB2013 benchmark

2.2.4 属性比较

OTB2013 测试集中的所有视频序列均用 11 种属性标注,分别是尺度变化(SV)、移出视野(OFV)、遮挡(OCC)、低分辨率(LR)、背景斑杂(BC)、平面内旋转(IPR)、平面外旋转(OPR)、变形(DEF)、运动模糊(MB)、快速移动(FM)、光照变化(IV)。

表 1 中给出 PStaple 与其他 9 种算法在 11 种属性上的成功率。

表 1 本文提出的 PStaple 算法与其他 9 种算法在 11 种属性上的成功率

Table 1 The comparison of PStaple with 9 state-of-the-art trackers on the success rate of 11 attributes

Attributes	PStaple	DCF	Staple	TLD	CSK	SAMF	Struck	fDSST	DSST	KCF
FM	<b>0.506</b>	0.440	0.501	0.365	0.316	0.497	0.488	<b>0.556</b>	0.405	0.459
BC	<b>0.603</b>	0.522	0.557	0.313	0.421	0.512	0.432	<b>0.617</b>	0.498	0.535
MB	0.523	0.469	<b>0.526</b>	0.353	0.305	0.493	0.490	<b>0.593</b>	0.423	0.497
DEF	<b>0.612</b>	0.531	0.607	0.358	0.343	<b>0.623</b>	0.414	0.564	0.478	0.534
IV	<b>0.608</b>	0.481	0.561	0.358	0.369	0.523	0.446	<b>0.597</b>	0.504	0.493
LR	<b>0.409</b>	0.278	<b>0.396</b>	0.248	0.256	0.297	0.223	0.325	0.356	0.272
OCC	0.595	0.502	0.585	0.416	0.365	<b>0.611</b>	0.437	0.558	0.478	0.514
OPR	<b>0.591</b>	0.488	0.569	0.406	0.386	0.548	0.445	<b>0.572</b>	0.492	0.495
OFV	0.548	0.542	0.518	0.479	0.349	<b>0.560</b>	0.452	<b>0.555</b>	0.465	0.550
SV	<b>0.597</b>	0.416	0.545	0.356	0.350	0.505	0.424	<b>0.571</b>	0.447	0.427
IPR	<b>0.601</b>	0.487	0.576	0.388	0.399	0.509	0.445	<b>0.584</b>	0.520	0.497

表 1 中以粗体标注排名第一的算法,以斜体标注排名第二的算法。PStaple 算法在 5 个属性上排名第一,在 4 个属性上排名第二,相对于 Staple 算法,除了运动模糊属性,其余属性都有一定的提升。PStaple 算法相对于 Staple 算法,有较大提升的属性为 BC,SV 和 IV,分别提升了 8.3%,9.5% 和 8.4%。分析可知,这是由于 PStaple 算法使用了基于局部敏感直方图的直方图分类器,而局部敏感直方图对 BC 的处理效果优于灰度直方图与 RGB 颜色直方图。IV 属性的大幅提升是因为采用了自适应融合系数,并且基于 HOG 特征的相关滤波器对光照变化鲁棒性优秀。由于尺度检测的准确性很大程度上依赖于目标位置的准确性,因此 SV 的大幅提升是由各属性基本上都有一定的提升导致的。

3 结束语

为了提高 Staple 算法的性能,本文提出了一种基于 Staple 算法改进的目标跟踪算法。首先,在 Staple 算法的基础上,提出了一种基于局部敏感直方图的直方图分类器,解决了 Staple 算法难以处理灰度序列的问题;其次,通过相关滤波器的相对置信度建立了自适应融合系数机制。实验表明,该算法在大部分具有挑战性的跟踪场景下均能有效跟踪目标,有实际的应用价值。定性和定量的实验结果表明,本文提出的算法在现有的算法中处于领先地位,相对于 Staple 算法在 OTB2013 测试集上的精确度与准确率分别提升了 4.1% 和 3.5%,具有良好的鲁棒性和实用性。尽管所

(下转第 39 页)

- [3] 逯志宇,王大鸣,王建辉,等. 基于时频差的正交容积卡尔曼滤波跟踪算法[J]. 物理学报, 2015, 64(15):25-32.
- [4] 王广帅,林德福. 两回路/三回路驾驶仪对闪烁背景下制导精度的影响[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 36(8):1873-1879.
- [5] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing, 1993, 140(2):107-113.
- [6] 田梦楚,薄煜明,吴盘龙,等. 基于萤火虫优化粒子滤波的新型机动目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(10):1758-1766.
- [7] 陈志敏,吴盘龙,薄煜明,等. 基于自控蝙蝠算法智能优化粒子滤波的机动目标跟踪方法[J]. 电子学报, 2018, 46(4):886-894.
- [8] 王宇霞,赵清杰,蔡艺明,等. 基于自重构粒子滤波算法的目标跟踪[J]. 计算机学报, 2016(7):1294-1306.
- [9] 李天成,范红旗,孙树栋. 粒子滤波理论、方法及其在多目标跟踪中的应用[J]. 自动化学报, 2015, 41(12):1981-2002.
- [10] 李娟,刘晓龙,卢长刚,等. 改进的粒子滤波重采样算法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2015, 45(6):2069-2074.
- [11] CANDY A, LAU D H. The Chopthin algorithm for resampling[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(16):4273-4281.
- [12] LI T C, BOLIC M, DJURIC P M. Resampling methods for particle filtering: classification, implementation, and strategies[J]. IEEE Signal Processing, 2015, 32(3):70-86.
- [13] LI T, SUN S, SATTAR T P. Adaptive sample size in particle filters through KLD-resampling[J]. Electronics Letters, 2013, 49(12):740-742.
- [14] LI T C, VILLARRUBLA G, SUN S D. Resampling methods for particle filtering: identical distribution, a new method, and comparable study[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2015, 16(11):969-984.

(上接第17页)

提算法获得了十分优秀的性能,但在处理被遮挡的目标时仍存在一些不足之处,后续的工作可以进一步对相关滤波器与直方图分类器的更新问题进行研究。

### 参考文献

- [1] 魏全禄,老松杨,白亮. 基于相关滤波器的视觉目标跟踪综述[J]. 计算机科学, 2016, 43(11):1-5.
- [2] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013:2411-2418.
- [3] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010:2544-2550.
- [4] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//European Conference on Computer Vision, 2012:702-715.
- [5] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(3):583-596.
- [6] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]//British Machine Vision Conference, 2014. doi:10.5244/C.28.65.
- [7] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]//International Conference on Computer Vision, IEEE, 2015:4310-4318.
- [8] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETZ S, et al. Staple: complementary learners for real-time tracking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016. doi:10.1109/CVPR.2016.156.
- [9] 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.
- [10] 王晔,王春平,付强,等. 基于分块的尺度自适应 CSK 跟踪算法[J]. 电光与控制, 2017, 24(2):25-29.
- [11] 忽晓伟,陈娟. 融合颜色特征的核相关滤波器目标跟踪[J]. 电光与控制, 2017, 24(6):43-46.
- [12] 杨德东,毛宁,杨福才,等. 利用最佳伙伴相似性的改进空间正则化判别相关滤波目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2018, 26(2):492-502.
- [13] PORIKLI F. Integral histogram: a fast way to extract histograms in Cartesian spaces[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005:829-836.
- [14] HE S, YANG Q, LAU R W H, et al. Visual tracking via locality sensitive histograms[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013:2427-2434.
- [15] WANG M, LIU Y, HUANG Z Y. Large margin object tracking with circulant feature maps[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:4800-4808.