

引用格式:潘长城,刘妍妍,郑志强,等.类残差更新策略的核相关滤波目标跟踪[J].电光与控制,2019,26(10):1-6. PAN C C, LIU Y Y, ZHENG Z Q, et al. Kernel correlation filtering target tracking based on quasi-residual updating strategy[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(10):1-6.

类残差更新策略的核相关滤波目标跟踪

潘长城¹, 刘妍妍¹, 郑志强¹, 李国宁², 戴伟聪²

(1. 长春理工大学, 长春 130000; 2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130000)

摘要:针对相关滤波类目标跟踪算法存在的两个问题,提出了结合特征融合与类残差更新策略的核相关滤波实时目标跟踪算法。首先,为了解决相关滤波目标跟踪算法中使用相同系数结合不同种类特征的问题,根据平均相关峰值能量提出一种自适应特征融合的背景感知相关滤波器;其次,将特征融合的背景感知相关滤波器与贝叶斯分类器通过集成学习整合成一个强跟踪器;最后,针对相关滤波器使用高风险的更新策略的情况,提出类残差的更新策略与基于阶跃函数的学习率更新跟踪模型以降低跟踪模型漂移的风险。将该算法在 OTB2013 与 TC128 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,该算法在 OTB2013 数据集中的精确度与成功率分别为 0.875 和 0.652,排名第一,具有很好的鲁棒性。

关键词: 目标跟踪; 相关滤波; 类残差更新; 边界效应

中图分类号: O213.2 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.10.001

Kernel Correlation Filtering Target Tracking Based on Quasi-Residual Updating Strategy

PAN Chang-cheng¹, LIU Yan-yan¹, ZHENG Zhi-qiang¹, LI Guo-ning², DAI Wei-cong²

(1. Changchun University of Science and Technology, Changchun 130000, China;

2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130000, China)

Abstract: In order to deal with two existing problems of correlation filter based target tracking algorithms, a real-time target tracking algorithm based on kernel correlation filtering is proposed, which combines feature fusion with quasi-residual updating strategy. Firstly, to solve the problem that correlation filters employ the same coefficient to fuse different kinds of features, a correlation filter based on context-awareness with adaptive feature fusion is proposed according to the average correlation peak energy. Furthermore, the correlation filter based on context-awareness and adaptive feature fusion is combined with a Bayes classifier to construct a robust tracker by ensemble learning. Finally, focusing on the use of high-risk updating strategy in correlation filters, an updating strategy that is similar to deep residual networks and an adaptive learning rate updating model based on step function are proposed to prevent tracking model from drifting. The tracker proposed in this paper is compared with another 9 state-of-the-art trackers on OTB2013 and TC128 benchmarks. The experimental result on OTB2013 benchmark is that the proposed tracker ranks first on precision (0.875) and success rate (0.652), which indicates that the proposed tracker is robust and effective.

Key words: target tracking; correlation filter; quasi-residual updating; boundary effect

0 引言

目标跟踪是计算机视觉的热点之一,在军事侦察、火力打击、视频监控等重要领域有着广泛的应用前景^[1]。

多年来,学者们为了实现对目标的准确跟踪提出了许多优秀的算法^[2-3],但是对一些特殊情况下的目标跟踪问题仍难以处理;这些特殊情况包括严重遮挡、快速形变、快速运动、运动模糊、移出视野以及平面外旋转等^[4-5]。

近几年,相关滤波在目标跟踪领域的应用使目标跟踪技术得到了很大的发展。HENRIQUES 等^[6]在 2012 年提出的 CSK 算法通过循环矩阵进行密集采样,并采

收稿日期:2018-11-12 修回日期:2019-07-07

基金项目:国家“八六三”项目(863-2-5-1-13B)

作者简介:潘长城(1993—),男,吉林洮南人,硕士生,研究方向为目标跟踪技术。

用傅里叶变换进行快速计算;为了增强相关滤波器的判别能力,HENRIQUES等^[7]在2014年将CSK的单通道灰度特征扩展到KCF/DCF的多通道方向梯度直方图特征(HOG)。考虑到颜色信息在视频图像中的重要性,DANELLIAN等^[8]使用颜色属性(CN)作为特征提出CN算法;同年,DANELLIAN等^[9]通过训练一个尺度相关滤波器检测目标的尺度变化提出了DSST算法;2015年DANELLIAN等^[10]提出SRDCF,很大程度上解决了相关滤波器内在的边界效应,但SRDCF过大的计算量也限制了算法的实用性。2017年,MUELLER等^[11]在相关滤波器DCF的基础上,引入背景信息,提出背景感知的相关滤波器,一定程度上缓解了相关滤波的边界效应。

尽管上述算法取得了不错的效果,但现有的相关滤波器仍存在以下两个不足之处:其一,不同种类的特征使用相同的系数进行融合,无法实现最优融合;其二,高风险的更新策略使跟踪模型易漂移。本文算法以背景感知的相关滤波器为基础算法,使用平均峰值相关能量对不同类特征进行自适应融合,提出特征融合的背景感知相关滤波器;随后将贝叶斯分类器与特征融合的背景感知相关滤波器进行集成,解决了边界效应;最后提出类残差的更新策略与基于阶跃函数的学习率更新模型以降低模型漂移的风险。

1 跟踪算法

1.1 特征融合的背景感知相关滤波器

相关滤波器使用循环矩阵来产生大量的循环样本,并通过傅里叶变换转换到频域计算提高算法的实时性。但是循环样本只能视作实际样本的一个弱近似使相关滤波器产生边界效应,无法处理目标快速运动、小分辨率等情况。

目标 z_0 的背景信息 z_i 对分类器的性能有很大的影响,背景感知相关滤波器在训练相关滤波器的过程中将目标周围的背景图像块作为背景信息加入岭回归方程中以增强分类器的判别能力,在不破坏相关滤波器封闭解的情况下缓解边界效应。用 A_0 表示目标及其循环样本对应的数据矩阵, $A_0 \in \mathbf{R}^{n \times n}$,目标的背景图像块及循环样本对应的数据矩阵 A_i 作为负样本,在岭回归方程中被视为一个正则化项,即

$$\min_w \|A_0 w - y\|_2^2 + \lambda_1 \|w\|_2^2 + \lambda_2 \sum_{i=1}^k \|A_i w\|_2^2 \quad (1)$$

式中: $k=4$,是背景图像块的数量; y 是样本的回归值,为高斯分布。对于特征维数为 c 的目标,背景感知相关滤波器通过构造一个包含目标与背景信息的矩阵 B 以及对应的回归值 y_1 来求解多通道特征对应的滤波

器 w_1 ,即

$$w_1 = (B^T B + \lambda_1 I)^{-1} B^T y_1 \quad (2)$$

式中, I 是单位矩阵。利用循环矩阵在频域中可以使用离散傅里叶矩阵进行对角化的性质,得到相关滤波器 w_1 的表达式

$$w_1 = \begin{pmatrix} D_{11} & \cdots & D_{1c} \\ \vdots & & \vdots \\ D_{c1} & \cdots & D_{cc} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \text{diag}(\hat{z}_{01}^* \odot \hat{y}) \\ \vdots \\ \text{diag}(\hat{z}_{0c}^* \odot \hat{y}) \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中: $\hat{\cdot}$ 表示对应符号的傅里叶变换; $*$ 表示对应符号的共轭;

$$D_{ij} = \begin{cases} \text{diag}(\hat{z}_{0j}^* \odot \hat{z}_{0i} + \lambda_2 \sum_{l=1}^k \hat{z}_{ij}^* \odot \hat{z}_{il}) & i \neq j, j \neq l \\ \text{diag}(\hat{z}_{0j}^* \odot \hat{z}_{0j} + \lambda_2 \sum_{l=1}^k \hat{z}_{ij}^* \odot \hat{z}_{il}) + \lambda_1 I & i = j \end{cases}, \quad (4)$$

$l, j \in \{1, \dots, c\}$, z_{il} 为第 i 个背景图像块的第 j 个通道的特征, z_{0j} 为目标的第 j 个通道的特征。由上式可知, $(B^T B + \lambda_1 I)^{-1}$ 的一个小矩阵块都是对角的,因此可以分解为独立的小循环矩阵进行计算。

在检测阶段,式(4)的解与标准的相关滤波器一致, w_1 的系数 α 的向量形式可以写为

$$\alpha = (B^T B + \lambda_1 I)^{-1} y_1 \quad (5)$$

使用循环矩阵的性质转化到频域进行计算,即

$$\hat{\alpha} = \begin{pmatrix} \text{diag}(d_{00}) & \cdots & \text{diag}(d_{0k}) \\ \vdots & & \vdots \\ \text{diag}(d_{k0}) & \cdots & \text{diag}(d_{kk}) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \hat{y} \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (6)$$

在 $\hat{\alpha}$ 中, d_{jl} 的算式为

$$\begin{cases} d_{00} = \sum_{i=1}^m (\hat{z}_{0i}^* \odot \hat{z}_{0i}) + \lambda_1 \\ d_{jj} = \lambda_2 \sum_{i=1}^m (\hat{z}_{ji}^* \odot \hat{z}_{ji}) + \lambda_1 & j \neq 0 \\ d_{jl} = \sqrt{\lambda_2} \sum_{i=1}^m (\hat{z}_{ji}^* \odot \hat{z}_{li}) & j \neq l \end{cases} \quad (7)$$

式中, $l, j \in \{1, \dots, k\}$ 。检测图像块 r 响应在频域的表达式可以写为

$$\hat{f} = \sum_{i=1}^c \hat{r}_i \odot \hat{z}_{0c}^* \odot \hat{\alpha}_0 + \sqrt{\lambda_2} \sum_{j=1}^k \sum_{l=1}^c \hat{r}_i \odot \hat{z}_{ji}^* \odot \hat{\alpha}_j. \quad (8)$$

目标的预测位置可以通过寻找最大响应点的位置获得。

背景感知的相关滤波器使用HOG特征与局部敏感直方图(LSH)。针对使用相同的系数结合不同特征会使特征间无法达到最优结合的情况,本文算法提出一种特征融合的背景相关滤波器。针对HOG+LSH具有两种不同特征的情形,多通道特征的响应的表达式可以改写为

$$R_m = \beta_1 * R_{LSH} + (1 - \beta_1) * R_{HOG} \quad (9)$$

式中, R_{LSH} 与 R_{HOG} 分别为对应特征通道的响应。如前所述, 用于训练相关滤波器的标签为高斯分布的标签 y , 其响应在理想状态下也是高斯分布^[12], 呈单峰。基于该先验知识对权值系数 β_1 进行自适应调整, 引入平均峰值相关能量 APCE, 对两类特征的检测结果做评估, 即

$$E_{APCE} = \frac{(R_{\max} - R_{\min})^2}{\text{mean}(\sum (R - R_{\min})^2)} \quad (10)$$

式中: R_{\max} 为 R 的峰值; R_{\min} 为 R 最小值; APCE 值越大说明该跟踪结果置信度越高。特征对应的权值系数 β_1 为

$$\beta_1 = \frac{E_{LSH}}{E_{LSH} + E_{HOG}} \quad (11)$$

即输出响应越接近高斯形、单峰越陡峭, 特征通道的权重系数越大。考虑到后续的工作, 将响应 R_m 按比例恢复。

1.2 贝叶斯分类器

为了准确跟踪低分辨率、快速变形等情形下的目标, 在像素 x 上构造一个贝叶斯分类器^[13], 得到像素 x 属于物体 O 的概率

$$P(x \in O | F, B, c_x) \approx \frac{P(c_x | x \in F)P(x \in F)}{\sum_{A \in \{F, B\}} P(c_x | x \in A)P(x \in A)} \quad (12)$$

式中: F 表示前景区域; B 表示背景区域; c_x 表示像素 x 属于颜色直方图的第 c 条直方柱。 $H_A^l(c)$ 表示在区域 $A \in \Omega$ 中属于颜色直方图的第 c 条直方柱的像素总数, Ω 为包含目标的图像。从颜色直方图中直接估算像素 x 属于物体 O 的概率为

$$\begin{cases} P(c_x | x \in F) \approx H_F^l(c_x) / |F| \\ P(c_x | x \in B) \approx H_B^l(c_x) / |B| \\ P(x \in F) \approx |F| / (|B| + |F|) \end{cases} \quad (13)$$

式中, $|F|$ 表示 F 中像素的总数。将式(13)代入式(12)可得

$$P(x \in O | F, B, c_x) = \frac{H_F^l(c_x)}{H_F^l(c_x) + H_B^l(c_x)} \quad (14)$$

贝叶斯分类器检测时的响应图可以通过在像素级的颜色概率图 $P(x \in O | F, B, c_x)$ 上使用积分图进行计算获得。

特征融合的背景感知相关滤波器与贝叶斯分类器具有良好的互补性, 因此对两种算法的分类结果使用加权平均进行集成, 即

$$S_{\text{response}} = (1 - \sigma)S_{\text{response_cf}} + \sigma \cdot S_{\text{response_p}} \quad (15)$$

式中: $S_{\text{response_cf}}$ 为融合的背景感知相关滤波器的响应; $S_{\text{response_p}}$ 为贝叶斯分类器的响应; σ 是两个算法的加权系数。

1.3 类残差更新策略

标准的相关滤波器与贝叶斯分类器在模型更新时为了减少旧样本在跟踪模型中的比例, 以高学习率线性插值更新模型, 这种高风险的模型更新策略一旦遇上目标形变、遮挡、消失等情形, 跟踪模型就会发生跟踪漂移, 无法完成稳定跟踪。这个问题被称为稳定性 - 可塑性窘境, 此情况使相关滤波器无法在保证稳定性的同时兼顾可塑性。

2015 年, HE 等^[14] 在 ImageNet 上提出了深度残差神经网络以解决当神经网络层次加深时错误率反而提高的退化问题, 深度残差神经网络的主要思想是将浅层卷积神经网络的输出由捷径直接连接在较深层的卷积神经网络的输入上, 由于运算为元素间的加叠, 对运算量没有太大的影响。受深度残差神经网络的启发, 提出一种类残差更新策略, 该策略通过保存旧样本并用于更新模型以平衡稳定性与可塑性。

残差神经网络与类残差更新策略的对比见图 1。

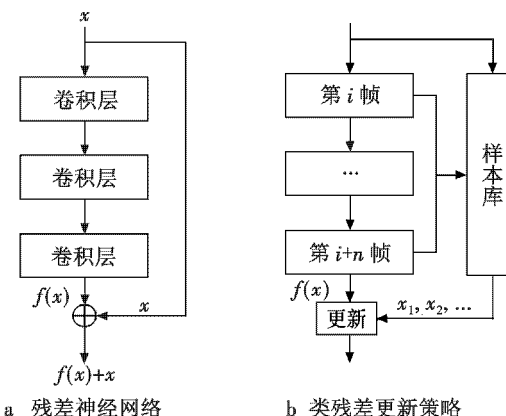


图 1 残差神经网络与类残差更新策略的对比
Fig. 1 Comparison between residual neural network and quasi-residual updating strategy

训练一个仅使用高质量样本训练的标准核相关滤波器作为专家, 使用其响应峰值 R 作为每次跟踪结果的置信度。类残差更新策略将视频序列中连续的 n 帧图像划分为一个区间, 在其中挑选出置信度 R 的样本并将其加入样本库, 见图 2。样本库的容量设置为 m , 当样本库满后, 抛弃时间相关置信度 R' 最低的样本, 并接受当前区间中置信度最高的样本, 即

$$R' = \frac{1}{\mu} (e^{-\nu/c} + \mu - 1) R \quad (16)$$

时间相关置信度 R' 在两个样本置信度 R 相近的情况下, 较旧的样本会被保留。每隔 p 帧使用样本库中保存的优质样本更新模型, 以增强模型的稳定性。运算也仅为元素间的加叠, 对计算量几乎无影响。通过类残差的更新策略, 模型能够重新学习已经遗忘的

旧样本,在较高学习率下维持模型的稳定性。

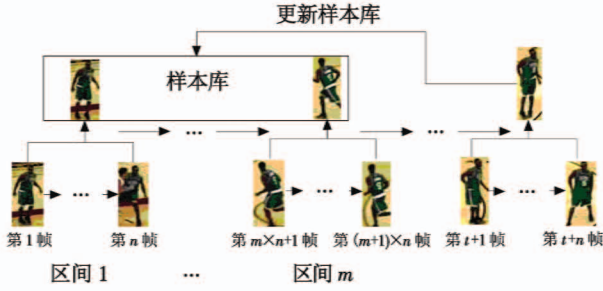


图2 样本库示意图

Fig. 2 An illustration of sample library

相关滤波器在跟踪目标的过程中,每次检测后提取特征时使用一个常数学习率更新跟踪模型。然而当目标遭遇遮挡或背景干扰时,常数学习率容易导致模型受不良样本污染,使跟踪失败。一种简单解决模型漂移问题的思路是当跟踪结果不可靠时,停止更新以防止模型被不良样本污染。

因此,提出一种基于阶跃函数的自适应更新方法 REST,根据跟踪结果的置信度 R 调整学习率。当跟踪结果的置信度高时,更新样本,否则,不更新并进行下一次检测。通过置信度与其历史均值的关系判断是否更新模型,学习率的数学表达式为

$$\eta(R) = \begin{cases} 0 & R < b * M_R \\ 0.015 & R \geq b * M_R \end{cases} \quad (17)$$

式中: b 为常数; M_R 为历史平均置信度。当置信度 $R < b * M_R$ 时,所提取的样本为不良样本,不更新模型。为了尽可能地利用有用信息, b 取一个较小值。用于检测置信度的标准核相关滤波器,仅当 $R \geq b * M_R$ 时,以学习率 0.015 更新模型。

2 实验结果与分析

将提出的 REST 算法在两个权威的目标跟踪测试集上与另外 9 个先进的算法进行比较以验证效果。这 9 个算法为 MUSTer, DSST, KCF, SRDCF, MEEM, Staple, LCT, Staple_CA 和 fDSST。其中: DSST, KCF, fDSST 和 SRDCF 为基于相关滤波的目标跟踪算法; MUSTer 和 LCT 为基于相关滤波的长期目标跟踪算法; Staple_CA, Staple 与 MEEM 为结合多个算法的目标跟踪算法。

本文中使用的评价标准有精确度与成功率。精确度指的是算法给出的目标中心位置与人工标注的目标中心位置间的欧氏距离(即中心位置误差) $D_{CLE} = \sqrt{(x_t - x_g)^2 + (y_t - y_g)^2}$ 小于 20 像素的帧数占总帧数的比例。其中: (x_t, y_t) 为跟踪算法得到的目标中心位置; (x_g, y_g) 为标注的目标中心位置。成功率指的是每种算法的成功率曲线与坐标轴所围成区域的面积,成

功率曲线由标注框 r_0 与跟踪框 r_t 的交叠比确定,即 $S = \frac{|r_t \cap r_0|}{|r_t \cup r_0|}$ 。一般来说,成功率判断算法性能的准确度高与精确度。

2.1 实验及参数设置

本实验的运行条件为: Matlab R2016a, I7-8700 CPU, 16 GiB RAM。相关滤波使用的特征为 HOG 与 LSH 特征。

2.2 实验评估

2.2.1 定性比较

在图 3 中给出了所提 REST 算法与 Staple, KCF 和 Staple_CA 算法在 6 个具有挑战性的序列中的定性比较。相对于其他 3 种算法, REST 算法在大部分的场景下都能准确跟踪目标,能处理光照变化、快速运动、遮挡、尺度变化、旋转等复杂场景下的问题。在 Jogging1 和 Lemming 序列中,目标均遭遇了严重的遮挡,仅有提出的 REST 仍能跟踪目标。其原因主要是 REST 算法采用了基于阶跃函数的学习率与类残差更新策略,在目标被遮挡后跟踪模型不进行学习,学习率为 0,并且类残差更新策略的应用在稳定性-可塑性窘境中找到了一个平衡点,使算法可以在目标出现后再次寻回目标。

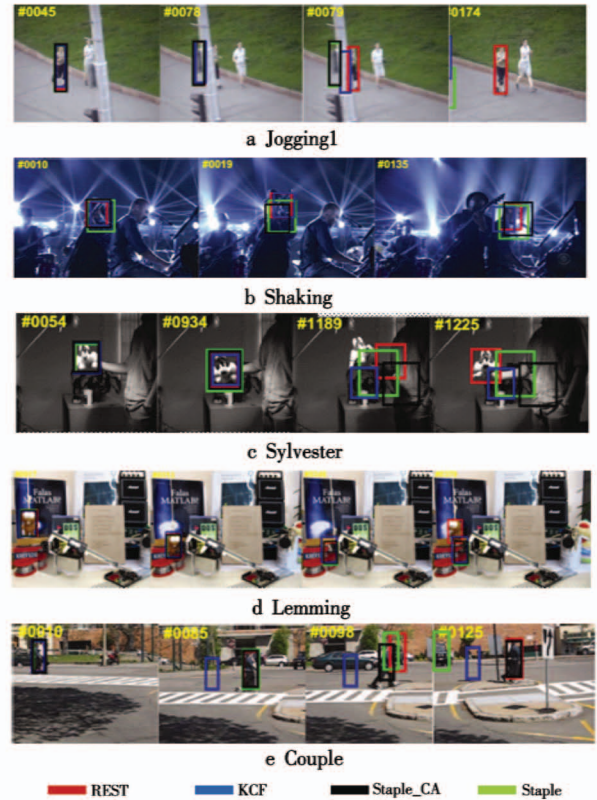


图3 REST与KCF, Staple和Staple_CA算法在关键序列中的定性比较
Fig. 3 Qualitative comparison between REST, KCF, Staple and Staple_CA

在 Shaking 序列中,开始的十多帧里,Staple_CA 与 Staple 算法就已经丢失目标,KCF 与 REST 算法仍可以跟踪目标,但是不久后也迅速丢失目标。其主要原因是 REST 算法在贝叶斯分类器和背景感知的相关滤波器中都把 RGB 颜色直方图作为特征,导致在背景斑杂与光照发生强烈变化的情况下,算法迅速丢失目标。除此之外,目标发生平面外旋转也是算法跟踪失败的一个原因。

在 Sylvester 序列中,当目标发生剧烈的平面外旋转时,所有算法均跟踪失败。但因为 REST 算法使用了提出的类残差更新策略与基于阶跃函数的自适应更新率,模型不易漂移,REST 算法可以在目标丢失一段时间后,重新寻回目标。

在 Couple 序列中,KCF 算法在目标发生快速运动后,丢失目标;REST,Staple 和 Staple_CA 这 3 种算法在第 98 帧时由于目标附近出现相似物从而跟踪发生漂移,但由于提出的算法 REST 与 Staple_CA 将背景信息加入了相关滤波器,当目标与相似物分离后,又重新检测到所跟踪的目标。

2.2.2 整体性能比较

在测试集 OTB2013 与 TC128 上对所提算法 REST 进行评估。OTB2013 是目标跟踪领域最经典的测试集之一。对于 OTB2013 中的灰度视频序列,将这种情形下的颜色直方图设置为一维,但这会在一定程度上限制 REST 的性能。定量比较的评估结果见图 4,REST 无论是在精确度图还是在成功率图中都获得了第一的结果。REST 在 OTB2013 上的精确度和成功率分别达到 0.875 和 0.652,相对于第二名的 MUSTer 在成功率上提升了 1.7%,相对于 KCF 在成功率上提升了 26.8%,相对于 Staple_CA 在成功率上提升了 6%。在 OTB2013 测试集上,REST 的平均运行速度达到 38 帧/s,远超 SRDCF 的 8 帧/s 与 MUSTer 的 9 帧/s。

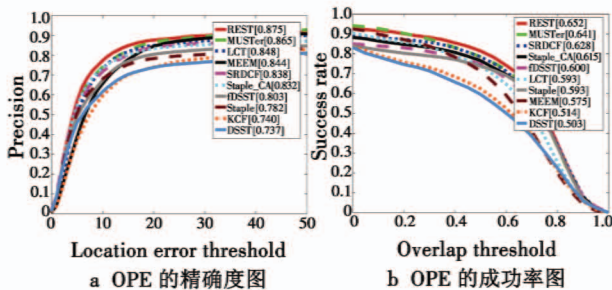


图 4 REST 与其他算法在 OTB2013 测试集上的比较结果
Fig. 4 Comparison of REST with other trackers on OTB2013 benchmark

TC128 是一个为了评估颜色信息对跟踪的影响而提出的测试集,一共包含 128 个彩色的视频序列。为充分测试 REST 算法的性能,将其在 TC128 测试集上

也进行测评,测试结果见图 5。REST 算法在成功率和精确度上相对于 KCF 算法在 TC128 测试集上分别提升了 32.6% 与 40.8%,相对于 Staple_CA 分别提升了 8.8% 和 7.9%。实验结果说明,所提算法 REST 在彩色测试集上可以获得更优秀的结果,证明提出的方法可以很好地解决相关滤波器的边界效应和模型漂移问题。在上述两个测试集上,提出的 REST 算法均获得了第一的结果,充分说明了 REST 算法适用于不同环境下的跟踪问题,具有令人满意的鲁棒性及实用性。

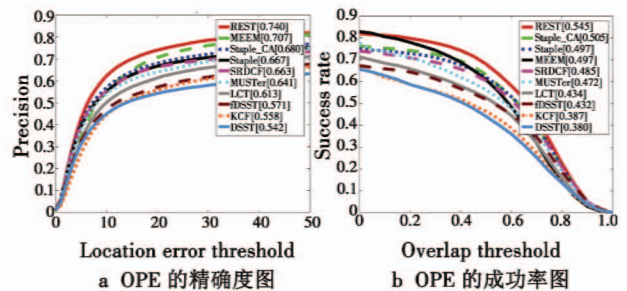


图 5 不同算法在 TC128 测试集上的结果

Fig. 5 The results of different trackers on TC128 benchmark

2.2.3 属性比较

OTB2013 测试集中的序列均以 11 种属性标注,分别是快速运动(FM)、运动模糊(MB)、变形(DEF)、光照变化(IV)、平面外旋转(OPR)、背景斑杂(BC)、移出视野(OFF)、低分辨率(LR)、遮挡(OCC)、尺度变化(SV)与平面内旋转(IPR)。表 1 给出了跟踪算法在 OTB2013 测试集中 11 个属性的成功率,其中,粗体标注为第一名,斜体标注为第二名。从表 1 可得,在 11 个属性上,提出的 REST 算法在 8 个属性上排名第一,在变形、平面外旋转、遮挡这 3 个属性上相对于排名第二的 MUSTer 算法分别提升了 9.7%,3.3% 和 3.5%,相对于 Staple_CA 分别提升了 10.6%,6.4% 和 10.2%。在快速移动上,相较排名第二的 SRDCF 提升了 3.9%。以上数据也说明提出的更新策略极大地提升了算法的稳定性。

3 结束语

根据目标跟踪应用要求速度快、准确度高的特点,针对相关滤波跟踪领域现存的两个不足之处提出了一种基于特征融合与类残差更新策略的核相关滤波实时目标跟踪算法,该算法在大部分具有挑战性的跟踪场景下能有效跟踪目标,有实际的应用价值。定性和定量的实验结果表明,提出的 REST 算法在现有的算法中处于领先地位,相对于 KCF 算法在 OTB2013,TC128 测试集的成功率上分别提升了 26.8% 和 32.6%,且运行速度可达 38 帧/s,具有良好的鲁棒性和实用性,基本满足应用需求。

表 1 跟踪算法在 OTB2013 测试集中 11 个属性的成功率

Table 1 The success rate of different trackers on 11 attributes of OTB2013 benchmark

属性	REST	Staple_CA	Staple	SRDCF	MEEM	MUSTer	LCT	fDSST	DSST	KCF
FM	0.591	0.553	0.501	0.569	0.564	0.552	0.520	0.556	0.405	0.459
BC	0.606	0.596	0.557	0.587	0.576	0.617	0.583	0.617	0.498	0.535
MB	0.581	0.562	0.526	0.601	0.559	0.558	0.522	0.593	0.423	0.497
DEF	0.712	0.644	0.607	0.635	0.580	0.649	0.638	0.564	0.478	0.534
IV	0.604	0.601	0.561	0.576	0.547	0.607	0.552	0.597	0.504	0.493
LR	0.510	0.511	0.396	0.496	0.431	0.396	0.344	0.325	0.356	0.272
OCC	0.651	0.591	0.585	0.627	0.569	0.629	0.590	0.558	0.478	0.514
OPR	0.634	0.596	0.569	0.601	0.569	0.614	0.586	0.572	0.492	0.495
OFV	0.630	0.503	0.518	0.555	0.614	0.590	0.602	0.555	0.465	0.550
SV	0.604	0.577	0.545	0.590	0.508	0.594	0.476	0.571	0.447	0.427
IPR	0.595	0.585	0.576	0.569	0.539	0.582	0.560	0.584	0.520	0.497

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 刘刚,刘明,匡海鹏,等. 多目标跟踪方法综述[J]. 电光与控制,2004,11(3):26-29.
- [3] 江山,张锐,韩广良,等. 复杂背景灰度图像下的多特征融合运动目标跟踪[J]. 中国光学,2016,9(3):320-328.
- [4] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2013:2411-2418.
- [5] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2010:2544-2550.
- [6] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//European Conference on Computer Vision, 2012:702-715.
- [7] 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.
- [8] DANELLJAN M, KHAN F S, FELSBERG M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2014:1090-1097.
- [9] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking [C]//British Machine Vision Conference, 2014. doi:10.5244/C.28.65.
- [10] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking [C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015. doi:10.1109/ICCV.2015.490.
- [11] MUELLER M, SMITH N, GHANEM B. Context-aware correlation filter tracking [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2017:1387-1395.
- [12] POSSEGGGER H, MAUTHNER T, BISCHOF H. In defense of color-based model-free tracking[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2015:2113-2120.
- [13] ZHANG B C, LI Z G, CAO X B, et al. Output constraint transfer for kernelized correlation filter in tracking[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 47(4):693-703.
- [14] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2016. doi:10.1109/CVPR.2016.90.