

具有旋转特性的目标跟踪算法

瑚琦^{1,2}, 李锐^{1,2*}, 张薇^{1,2}

¹上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093;

²上海市现代光学系统重点实验室, 上海 200093

摘要 目标发生旋转和尺度变化等时会导致跟踪算法出现目标丢失和精度大幅度下降等问题。因此解决目标在运动过程中出现的旋转以及尺度变化问题成为当前的研究热点。提出具有旋转特性的目标跟踪算法, 该算法以 Hamed 等提出的 BACF(background-aware correlation filter)为基准, 保留 BACF 算法中的定位, 将笛卡儿坐标系下的目标特征转换到极坐标系下, 并采用傅里叶-梅林公式来计算目标旋转角度和尺度的改变, 在公开数据集 POT 上进行验证和比较, 发现经过改进后的算法在目标旋转时, 矩形框可以跟随目标发生旋转, 并且本文算法在 POT 数据集上的准确率和成功率具有大幅度的提升, 分别为 0.6561 和 0.5930, 旋转特性准确率和成功率分别为 0.9619 和 0.8527。

关键词 机器视觉; 目标跟踪; 极坐标系; 目标旋转; 傅里叶-梅林

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.1715002

Target Tracking Algorithm with Rotation Characteristics

Hu Qi^{1,2}, Li Rui^{1,2*}, Zhang Wei^{1,2}

¹*School of Optoelectronic Information and Computer Engineering, Shanghai University of Science and Technology, Shanghai 200093, China;*

²*Shanghai Key Laboratory of Modern Optical Systems, Shanghai 200093, China*

Abstract The target rotation and scale change lead to the target losing and precision decrease greatly. Therefore, it has become a hot topic to solve the rotation and scale change of the target in the processing of moving. This paper presents a target tracking algorithm with rotation characteristics. Based on the BACF (background-aware correlation filter) proposed by Hamed *et al.*, the proposed algorithm retains the localization in BACF algorithm, and converts the target features under Cartesian coordinates into that under polar coordinates. The Fourier-Merlin formula is used to calculate the changes in rotation angle and target scale, and the dataset POT is used to verification and comparison. It is found that, in the improved algorithm, the rectangle box can rotate with the target when the target is rotating. The accuracy and success rate of the algorithm in this paper are greatly improved on the POT dataset, which are 0.6561 and 0.5930, respectively, and the rotation characteristic accuracy and success rate are 0.9619 and 0.8527, respectively.

Key words machine vision; object tracking; polar coordinates; target rotation; Fourier-Merlin

OCIS codes 150.0155; 100.4999; 100.3008

1 引 言

目标跟踪一直以来都是计算机视觉领域的关键问题,最近随着人工智能技术的飞速发展,运动目标跟踪问题得到了越来越多的关注^[1]。相关滤波对于外界的光照变化和目标自身的几何变化具有高效的计算能力和较好的鲁棒性,所以其在目标跟踪领域

具有广泛的应用性。Bolme 等^[2]开创了相关滤波(CF)在目标跟踪领域应用的先河,利用信号的相关性来判断下一帧目标的位置。Henriques 等^[3]将高斯非线性核函数引入相关滤波中,实现了基于核相关滤波(KCF)的高速跟踪。Tang 和 Feng^[4]在 KCF 中用多个核函数代替单个核函数,进一步提高了跟踪的速度。Possegger 等^[5]将颜色直方图特征

收稿日期: 2020-04-20; 修回日期: 2020-05-13; 录用日期: 2020-05-29

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFF0101402)

* E-mail: lr2220549465@163.com

应用于目标特征的提取。Bertinetto 等^[6]提出将颜色特征^[7]和梯度直方图特征^[8](HOG)按照一定比例进行融合以解决目标运动过程中出现的快速移动、光照变化等问题。Danelljan 等^[9-10]将尺度滤波器应用于跟踪框架中,并在损失函数中添加空域特征惩罚项。之后,Danelljan 等^[11-12]还对特征图进行连续卷积操作,并在第一帧时利用学习到的投影矩阵对特征图进行降维。Galoogahi 等^[13]提出 BACF (background-aware correlation filter)算法,将背景信息应用于搜索区域,从而实现在更大搜索域上的跟踪。Wang 等^[14]将多峰检测和 APCE (average peak-to-correlation energy)用于强化特征图的响应。Liu 等^[15]通过对目标进行分块处理,可有效处理跟踪过程中的部分遮挡问题。Kalal 等^[16]将传统的视频跟踪算法、检测模块和学习相结合,提出了 TLD(tracking-learning-detection)框架。Ma 等^[17]将 TLD 和相关滤波用于跟踪,进一步完善了相关滤波在长期跟踪中的应用。Li 等^[18]将在线攻击算法引入相关滤波中,极大地提高了跟踪过程中的抗遮挡效果。Zhao 等^[19]将特征的自适应融合引入核相关滤波,实现多特征下的目标跟踪。Li 等^[20]提出 LDES (large-displacement tracking vis estimation of similarity)算法,将极坐标系引入目标跟踪领域,LDES 虽然具备旋转特性,但是其通过基础的线性相关滤波实现,与后期层出不穷的以 BACF 为基准改进的算法并不具有良好的兼容性。

以上的大部分相关滤波算法均不具备旋转特性。目标发生旋转时,会造成目标信息的丢失,使跟踪的准确率大幅度下降。因此,本文在 BACF 算法的基础上,提出具有旋转特性的目标跟踪算法。该方法能够使目标框自动跟随旋转的物体并进行旋转,极大地提高了跟踪器在碰到旋转等不利于跟踪的因素时的稳健性。本文工作主要贡献如下:1)将极坐标系引入 BACF 算法的特征提取,得到目标特征的极径和相对旋转角度,构建出笛卡儿坐标系和

极坐标系下目标特征的融合计算;2)根据在极坐标系下的目标特征,用傅里叶-梅林公式计算出相邻帧之间目标角度的变化,并将该角度融入到 BACF 算法中,用于计算目标的定位;3)在 BACF 算法中引入极坐标系后,仍可用交替方向乘法(ADMM)对目标函数进行优化,但是该方法并没有降低计算复杂度;4)针对旋转特性的计算具有模块化和移植性好的优点,可应用于其他以 BACF 为基准而改进的目标跟踪算法。

2 本文算法

BACF 跟踪算法在数据集 OTB-2013 上表现良好,首次将交替方向乘法(ADMM)引入相关滤波的目标跟踪中,并利用背景信息在更大的搜索域上对目标进行跟踪,但该算法不具备计算目标旋转角度的能力,在目标发生旋转时会丢失有效的跟踪信息。综合极坐标系和傅里叶-梅林公式的应用特点,本文在 BACF 算法的基础上,提出目标函数:

$$E(\mathbf{h}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \left\| \mathbf{y}(j) - \sum_{k=1}^K \mathbf{h}_k^T \overline{\mathbf{P} \mathbf{x}_k(\rho, \theta)} [\Delta \tau_j] \right\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \mathbf{h}_k \right\|_2^2, \quad (1)$$

式中: k 为第 k 个通道; j 为通道上的第 j 个元素; \mathbf{h}_k 为第 k 个通道的滤波器; $[\Delta \tau_j]$ 为循环移位操作符; λ 为惩罚项; $\mathbf{x}_k(x, y)$ 为图片的每一通道上的特征(x 为样本图片, y 为期望输出), $\overline{\mathbf{x}_k(\rho, \theta)} = \mathbf{x}_k(x, y)$, 且设极坐标系转换中心点为 $(0, 0)$, 则根据 $\mathbf{x}_k(x, y)$ 可以直接计算得到极坐标系下的每一个通道下的特征 $\overline{\mathbf{x}_k(\rho, \theta)}$; ρ 为极径, $\rho = \sqrt{x^2 + y^2}$; θ 为角度, $\theta = \arctan \frac{y}{x}$; \mathbf{P} 为二值矩阵,其大小是 $D \times T$, 用于特征 $\overline{\mathbf{x}_k(\rho, \theta)}$ 的裁剪, T 为 \mathbf{x}_k 向量化后的长度, D 为二维矩阵 \mathbf{P} 的行数, $T \gg D$; \mathbf{y} 为二维高斯函数; \mathbf{h} 为需要求解的滤波器函数; K 为特征通道数。将(1)式由时域转换到频域:

$$\begin{cases} E[\mathbf{h}(\theta), \hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta)] = \frac{1}{2T} \left\| \hat{\mathbf{Y}} - \overline{\hat{\mathbf{X}}(\rho, \theta)} \hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta) \right\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \left\| \mathbf{h}(\theta) \right\|_2^2 \\ \text{s. t. } \hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta) = \sqrt{T} \mathbf{F}(\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{P}^T) \mathbf{h}(\theta) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $\hat{\mathbf{Y}}$ 为期望输出 y 的离散傅里叶变换(DFT);符号 \cdot 表示对应物理量的 DFT; \mathbf{F} 是 DFT 的系数矩阵; $\overline{\hat{\mathbf{X}}(\rho, \theta)} = [\text{diag}[\overline{\hat{x}_1(\rho, \theta)}] \text{diag}[\overline{\hat{x}_2(\rho, \theta)}] \cdots \text{diag}[\overline{\hat{x}_K(\rho, \theta)}]]$, 大小为 $T \times KT$; $\mathbf{h}(\theta) = [\mathbf{h}_1^T(\theta) \mathbf{h}_2^T(\theta) \cdots \mathbf{h}_K^T(\theta)]^T$, 大小为 $KD \times 1$, 即为需要求解的滤波器;

$\hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta) = [\hat{\mathbf{g}}_1^T(\rho, \theta) \quad \hat{\mathbf{g}}_2^T(\rho, \theta) \quad \cdots \quad \hat{\mathbf{g}}_K^T(\rho, \theta)]^T$; \otimes 表示直积; \mathbf{I}_k 是 $K \times K$ 大小的单位矩阵, 由于(2)式是凸函数, 引入 ADMM^[21] 进行优化, 则有

$$t[\mathbf{h}(\theta), \hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta), \hat{\mathbf{v}}] = \frac{1}{2T} \|\hat{\mathbf{Y}} - \overline{\hat{\mathbf{X}}(\rho, \theta)} \hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta)\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{h}(\theta)\|_2^2 + \hat{\mathbf{v}}^T [\hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta) - \sqrt{T} \mathbf{F}(\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{P}^T) \mathbf{h}(\theta)] + \frac{\mu}{2} \|\hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta) - \sqrt{T} \mathbf{F}(\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{P}^T) \mathbf{h}(\theta)\|_2^2, \quad (3)$$

式中: $\hat{\mathbf{v}}$ 为拉格朗日算子, $\hat{\mathbf{v}} = [\hat{\mathbf{v}}_1^T \quad \hat{\mathbf{v}}_2^T \quad \cdots \quad \hat{\mathbf{v}}_K^T]^T$, K 代表通道数; μ 为惩罚项。则(3)式可分解为 3 个子问题, 即

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{h}(\theta) = \underset{h}{\operatorname{argmin}} \left\{ \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{h}(\theta)\|_2^2 + \hat{\mathbf{v}}^T [\hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta) - \sqrt{T} \mathbf{F}(\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{P}^T) \mathbf{h}(\theta)] + \frac{\mu}{2} \|\hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta) - \sqrt{T} \mathbf{F}(\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{P}^T) \mathbf{h}(\theta)\|_2^2 \right\} \\ \hat{\mathbf{g}}[t, (\rho, \theta)] = \underset{g}{\operatorname{argmin}} \left\{ \frac{1}{2T} \|\hat{\mathbf{Y}} - \overline{\hat{\mathbf{X}}(\rho, \theta)} \hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta)\|_2^2 + \hat{\mathbf{v}}^T [\hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta) - \sqrt{T} \mathbf{F}(\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{P}^T) \mathbf{h}(\theta)] + \frac{\mu}{2} \|\hat{\mathbf{g}}(\rho, \theta) - \sqrt{T} \mathbf{F}(\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{P}^T) \mathbf{h}(\theta)\|_2^2 \right\} \\ \hat{\mathbf{v}}^{(i+1)} = \hat{\mathbf{v}}^{(i)} + \mu \{ \hat{\mathbf{g}}^{(i+1)}[t, (\rho, \theta)] - \hat{\mathbf{h}}^{(i+1)}(\theta) \} \end{array} \right. \quad (4)$$

现给出三个子问题的求解过程。

1) 对于子问题 $\mathbf{h}(\theta)$, 由矩阵的二范数和求导法则可知:

$$\mathbf{h}(\theta) = \frac{\sqrt{T}(\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{P}) \mathbf{F}^T \hat{\mathbf{v}} + \mu \sqrt{T}(\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{P}) \mathbf{F}^T \hat{\mathbf{g}}[t, (\rho, \theta)]}{\lambda + \mu T}; \quad (5)$$

2) 对于子问题 $\hat{\mathbf{g}}[t, (\rho, \theta)]$, 直接对该等式求导会导致计算量过大, 现引入 Sherman-Morrison 定理以降低计算复杂度, 即

$$\hat{\mathbf{g}}[t, (\rho, \theta)] = \frac{\overline{\mathbf{X}[t, (\rho, \theta)]}}{T\mu + \overline{\mathbf{X}[t, (\rho, \theta)]}^T \overline{\mathbf{X}[t, (\rho, \theta)]}} \times \left\{ \frac{1}{T\mu} \overline{\mathbf{X}[t, (\rho, \theta)]}^T \overline{\mathbf{X}[t, (\rho, \theta)]} \hat{\mathbf{y}}(t) - \frac{1}{\mu} \overline{\mathbf{X}[t, (\rho, \theta)]}^T \hat{\mathbf{v}} + \overline{\mathbf{X}[t, (\rho, \theta)]}^T \hat{\mathbf{h}}(t) \right\}, \quad (6)$$

式中: t 表示对对应的物理量上 K 个通道上第 t 个元素的值。

3) 对于子问题 $\hat{\mathbf{v}}^{(i+1)}$, 该求解过程是对拉格朗日算子的更新, 即

$$\hat{\mathbf{v}}^{(i+1)} = \hat{\mathbf{v}}^{(i)} + \mu \{ \hat{\mathbf{g}}^{(i+1)}[t, (\rho, \theta)] - \hat{\mathbf{h}}^{(i+1)}(\theta) \}, \quad (7)$$

式中: $\hat{\mathbf{g}}^{(i+1)}[t, (\rho, \theta)]$ 和 $\hat{\mathbf{h}}^{(i+1)}(\theta)$ 是当前子问题的解; i 表示 ADMM 算法当前的迭代次数。

通过上述过程可求解出当前学习到的滤波器函数 $\mathbf{h}(\theta)$, 将其与下一帧目标特征 $\overline{\mathbf{x}(\rho_1, \theta_1)}$ (其中 ρ_1 为下一帧目标特征的极径; θ_1 为下一帧目标相对于原点的角度) 进行相关计算得到目标响应图为

$$R = \mathcal{F}^{-1} \{ \mathbf{h}(\theta) \odot \overline{\operatorname{conj}[\overline{\mathbf{x}(\rho_1, \theta_1)}]} \}, \quad (8)$$

式中: \odot 为矩阵相乘; \mathcal{F}^{-1} 表示二维离散傅里叶逆变换(IDFT); $\overline{\operatorname{conj}[\overline{\mathbf{x}(\rho_1, \theta_1)}]}$ 表示对 $\overline{\mathbf{x}(\rho_1, \theta_1)}$ 求共轭, 可知利用响应图 R 索引最大值所在的位置即可实现新一帧目标的定位; 用傅里叶-梅林公式计算出相邻帧之间角度的变化 $\Delta\varphi = \theta - \theta_1$, 并根据目标的位置, 用系数矩阵 $\boldsymbol{\varphi}$ 实现对目标的旋转, 系数矩阵为

$$\boldsymbol{\varphi} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\varphi) & -\sin(\Delta\varphi) & 0 \\ \sin(\Delta\varphi) & \cos(\Delta\varphi) & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中: $\Delta\varphi$ 为目标在相邻帧之间角度的变化。

3 本文算法流程图

本文算法的流程如图 1 所示。根据第一帧目标所在的位置提取感兴趣区域,并对该区域分别提取笛卡尔坐标系和极坐标系下的 HOG 特征,在新的

视频帧中以 BACF 算法中的定位获取响应图,确定目标的位置,以傅里叶-梅林公式对相邻帧之间目标变化的角度和尺度进行更新;当目标发生旋转时,用于跟踪的方框仍可跟随目标发生旋转,即实现了每一帧目标旋转角度的更新。

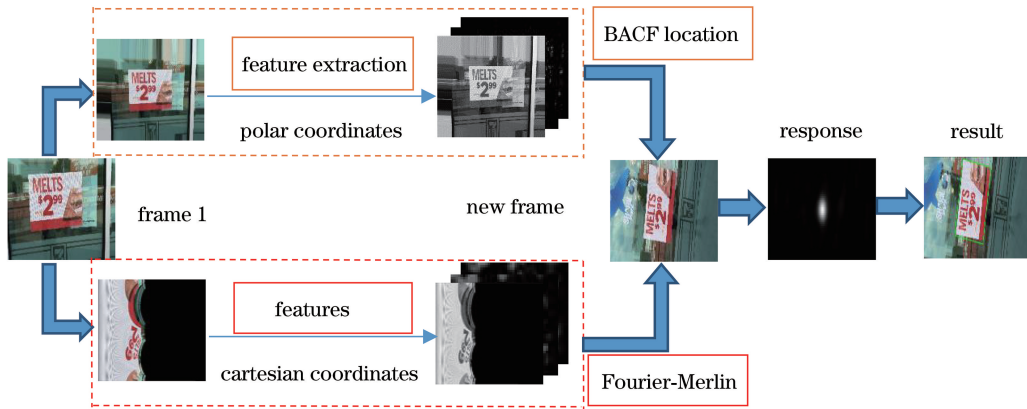


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm in this paper

4 实验设置

为保证改进算法的公平性,本文所有实验均用 HOG 特征,其与基准 BACF 算法所用提取目标的特征一致。本文所有实验均在 2.9 GHz, i5-9400F CPU, 16 GB RAM 的计算机上进行。

5 实验结果

5.1 POT 数据集评价结果

所用公开数据集为 POT^[22],其专用于评估目标跟踪中的平面转换,它包含了 30 个视频,每一个视频有 6 个挑战因素,分别为尺度变化、旋转、透视失真、运动模糊、遮挡以及超出视野等,每一个挑战因素有 501 frame 的视频,一共有 90180 frame。本文算法在基准算法 BACF^[13] 的基础上进行了改进,

使之具有了旋转特性,在 POT 数据集上进行测试,不仅取得最优的综合性能,而且在第二个挑战因素上取得了良好的分数,验证了本文算法的正确性。图 2 是本文算法在 POT 数据集上评估得到的成功率图和准确率图,图 3 为在旋转挑战因素上的跟踪成功率图和准确率图,图 4 为添加部分挑战因素的成功率和准确率图。本论文选取 KCF^[3]、DSST^[9]、BACF^[13]、ECO-HC^[12]、STAPLE^[6]、STRCF^[19] 作为本文改进算法的比较对象。从图 2 中可以看出,本文算法在平均成功率和准确率上分别取得 0.5930 和 0.6561 的得分;从图 3 可以看出,本文算法在旋转的挑战因素上取得了最好排名,平均得分分别为 0.8527 和 0.9619;并且可以看出由于 KCF^[3] 不具备尺度变化,故其准确率为最低得分;表 1 和表 2 分别给出各个算法在旋转和部分挑战因

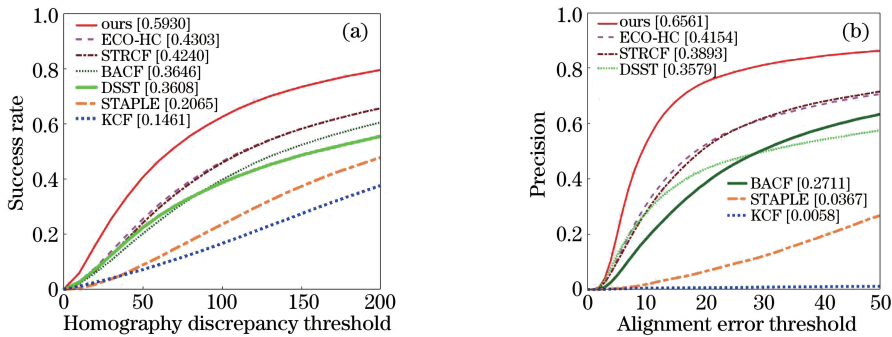


图 2 POT 综合成功率图和准确率图。(a)成功率图;(b)准确率图

Fig. 2 Comprehensive success rate and precision on POT. (a) Success rate; (b) precision

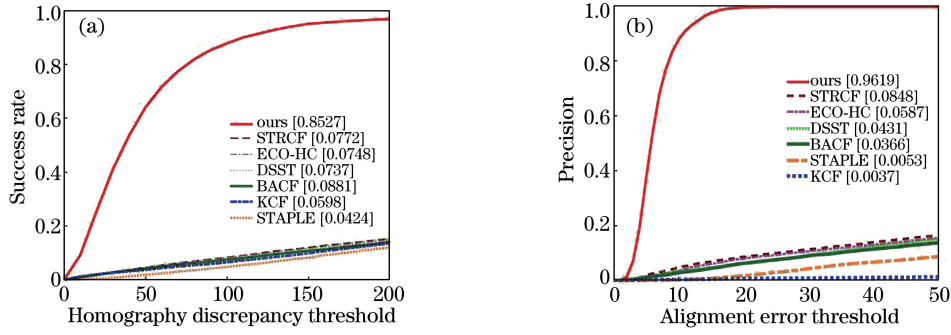


图 3 添加旋转挑战因素的成功率图和准确率图。(a)成功率图;(b)准确率图

Fig. 3 Success rate and precision after adding rotation challenge factor. (a) Success rate; (b) precision

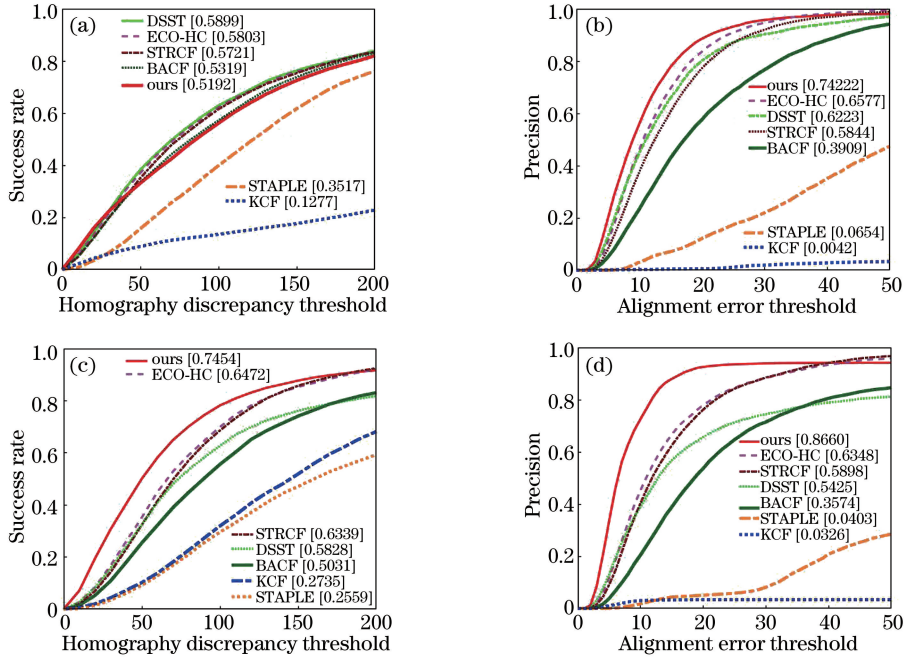


图 4 添加部分挑战因素后的成功率图和准确率图。(a)尺度变换成功率;
(b)尺度变换准确率;(c)遮挡成功率;(d)遮挡准确率

Fig. 4 Success rate and precision after adding some challenge factors. (a) Success rate of scale change;
(b) precision of scale change; (c) success rate of occlusion; (d) precision of occlusion

表 1 成功率

Table 1 Success rate

Success rate	Rotation	Scale change	All
Ours	0.9619	0.8701	0.6561
KCF	0.0037	0	0.0006
DSST	0.0431	0.9377	0.3579
BACF	0.0399	0.7724	0.2711
ECO-HC	0.0567	0.9921	0.4154
STAPLE	0.0053	0.1276	0.0087
STRCF	0.0648	0.8965	0.3893

表 2 准确率

Table 2 Precision

Precision	Rotation	Scale change	All
Ours	0.8527	0.5192	0.5930
KCF	0.0596	0.1277	0.1461
DSST	0.0737	0.5899	0.3608
BACF	0.0681	0.5319	0.3646
ECO-HC	0.0748	0.5803	0.4303
STAPLE	0.0424	0.3517	0.2065
STRCF	0.0772	0.5721	0.4240

素下的成功率和准确率得分。

5.2 OTB-2013 数据集评价结果

所用公开数据集为 OTB-2013,该数据集包括了遮挡、快速运动、低分辨率等各种挑战场景,因此

常用于目标跟踪算法的综合性能评价标准。实验中,选取 KCF^[3]、FDSST^[9]、BACF^[13]、ECO-HC^[12]、STAPLE^[6]、STRCF^[19]、Struck、TLD、CSK 作为本文改进算法的比较,如图 5 所示。可以看出,

本文算法在准确率和成功率上的综合排名为第四,得分分别为 0.8370 和 0.7880,并未获取最优得分,原因如下:1)本文算法在融合极坐标系下的特征后,对现实中大目标的跟踪以及角度的计算具有很大的优越性,但对小目标的跟踪较为乏力,这也是本文算法的不足之处,因此,下一步要对算法进行相关的优化;2)由于在 OTB-2013 上计算的是标准跟踪结果 (x, y, w, h) ,4 个变量分别是跟踪目标的左上角 x 轴、 y 轴位置以及对应的宽 w 和高 h ,而本文算法

得到的是 $(x_1, y_1, x_2, y_2, x_3, y_3, x_4, y_4)$ 的跟踪结果,其中的变量代表 4 个角的坐标在 x, y 轴上的位置,因此为符合在 OTB-2013 上的计算标准,本文算法对计算结果进行部分几何裁剪,因此准确率和成功率不可避免地出现部分损失。本文算法在对计算结果进行裁剪后仍能在综合性能上排名第四,且与前三名的得分相差甚微。表 3 分别给出部分算法在 OTB-2013 上的准确率、成功率和运行速度。

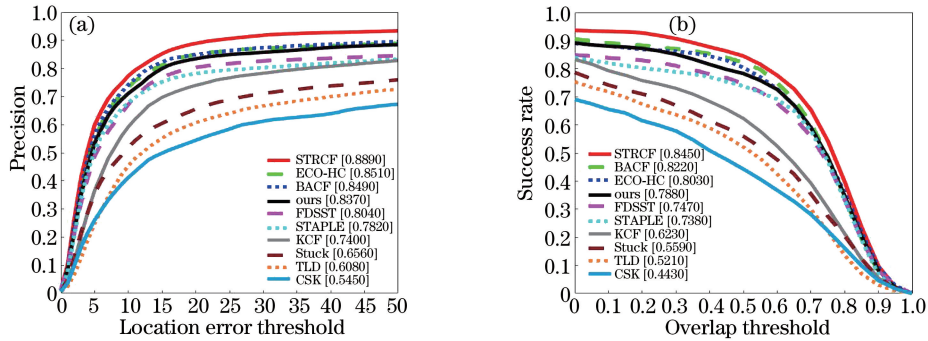


图 5 在 OTB-2013 上得到的准确率和成功率。(a)准确率图;(b)成功率图

Fig. 5 Success rate and precision on OTB-2013. (a) Precision; (b) success rate

表 3 算法在 OTB-2013 上的准确率、成功率和运行速度

Table 3 Precision, success rate, and running speed of algorithm on OTB-2013

Algorithm	Ours	KCF	FDSST	BACF	ECO-HC	STAPLE	STRCF
Precision	0.8370	0.7400	0.8040	0.8490	0.8510	0.7820	0.8890
Success rate	0.7880	0.6230	0.7470	0.8220	0.8030	0.7380	0.8450
Running speed / (frame · s ⁻¹)	10.3	386.4	78.9	24.6	33.7	80.6	22.6

6 效果图

6.1 POT 数据集跟踪效果图

为比较本文改进算法和基准算法 BACF^[13],图 6 将两种算法在 POT^[18]数据集上进行对比,其中矩

阵框为本文算法在部分数据集视频上的跟踪效果,矩形框②为 BACF^[13]在相同视频上的跟踪效果,可以看出,相比于 BACF 基准算法,本文算法在目标发生旋转时,跟踪目标的矩形框仍可以跟随目标发生旋转,使得跟踪的准确性有了极大的提高。



图 6 两种算法的跟踪结果对比。(a) V03_2 视频序列;(b) V18_2 视频序列

Fig. 6 Comparison of tracking results of two algorithms. (a) Video sequence of V03_2; (b) video sequence of V18_2

6.2 OTB-2013 数据集跟踪效果图

本文算法选取 OTB-2013 数据集中部分视频序列作为跟踪目标,如图 7 所示,所比较的算法和 5.2 节所

用算法一致。可以看出,在所有的比较算法中,唯一具有旋转特性的是本文算法,且本文算法在跟踪过程中具有更好的鲁棒性,不会丢失有效的特征信息。

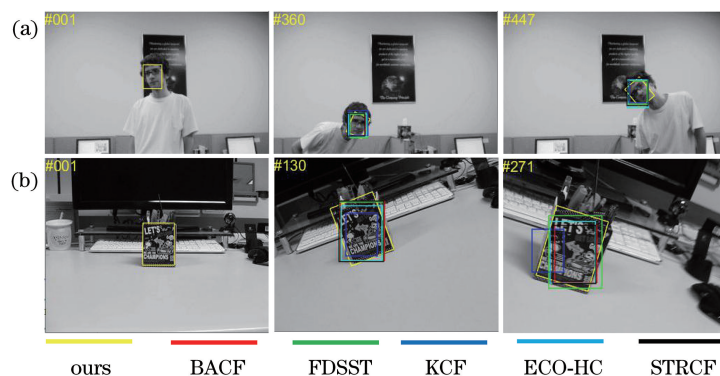


图 7 不同算法的跟踪结果对比。(a) David2;(b) Vase

Fig. 7 Comparison of tracking results of different algorithms. (a) David2; (b) Vase

7 结 论

相关滤波是目前唯一可与深度学习相媲美的单目标跟踪算法,它以可移植性、在数学解释性方面的优势而广受关注。本文算法是在 BACF 基础上进行改进的,将原先在笛卡儿坐标系下的目标特征转换到极坐标系下以便利用傅里叶-梅林公式计算目标角度的变化,具有旋转特性,并以更高的准确性来跟踪目标。虽然所提算法在跟踪过程中准确度有了很大的提升,但对小目标的跟踪效果较差,故下一步考虑算法的优化,以适应在复杂环境下的跟踪。

参 考 文 献

- [1] Meng L, Yang X. A survey of object tracking algorithms [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45 (7): 1244-1260.
孟球, 杨旭. 目标跟踪算法综述 [J]. *自动化学报*, 2019, 45(7): 1244-1260.
- [2] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters [C] // 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-18, 2010, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [3] 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.
- [4] Tang M, Feng J Y. Multi-kernel correlation filter for visual tracking [C] // 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE, 2015: 3038-3046.
- [5] Possegger H, Mauthner T, Bischof H. In defense of color-based model-free tracking [C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2015: 2113-2120.
- [6] Bertinetto L, Valmadre J, Golodetz S, et al. Staple: complementary learners for real-time tracking [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2016: 1401-1409.
- [7] Danelljan M, Khan F S, Felsberg M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking [C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE, 2014: 1090-1097.
- [8] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '05), June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE, 2005: 886-893.
- [9] Danelljan M, Häger G, Shahbaz Khan F, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking [C] // Proceedings of the British Machine Vision Conference 2014, September 1-5, 2014, Nottingham, UK. Guildford: BMVA Press, 2014: 1-11.
- [10] Danelljan M, Häger G, Khan F S, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking [C] // 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE, 2015: 4310-4318.
- [11] Danelljan M, Robinson A, Shahbaz Khan F, et al. Beyond correlation filters: learning continuous convolution operators for visual tracking [M] // Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 472-488.
- [12] Danelljan M, Bhat G, Khan F S, et al. ECO: efficient convolution operators for tracking [C] // 2017

- IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2017: 6931-6939.
- [13] Galoogahi H K, Fagg A, Lucey S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE, 2017: 1144-1152.
- [14] Wang M M, Liu Y, Huang Z Y. Large margin object tracking with circulant feature maps[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2017: 4800-4808.
- [15] Liu T, Wang G, Yang Q X, et al. Part-based tracking via discriminative correlation filters [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016, 55(7): 207-211.
- [16] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [17] Ma C, Yang X K, Zhang C Y, et al. Long-term correlation tracking [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2015: 5388-5396.
- [18] Li F, Tian C, Zuo W M, et al. Learning spatial-temporal regularized correlation filters for visual tracking [C] // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE, 2018: 4904-4913.
- [19] Zhao G P, Shen Y P, Wang J Y. Adaptive feature fusion object tracking based on circulant structure with kernel[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(8): 0815001.
赵高鹏, 沈玉鹏, 王建宇. 基于核循环结构的自适应特征融合目标跟踪 [J]. 光学学报, 2017, 37(8): 0815001.
- [20] Li Y, Zhu J K, Hoi S, et al. Robust estimation of similarity transformation for visual object tracking [EB/OL]. (2018-12-14) [2010-04-30]. <https://arxiv.org/abs/1712.05231v2>.
- [21] Boyd S. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. Foundations and Trends[®] in Machine Learning, 2010, 3(1): 1-12
- [22] Liang P P, Wu Y F, Lu H, et al. Planar object tracking in the wild: a benchmark [C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 21-25, 2018, Brisbane, QLD, Australia. New York: IEEE, 2018: 651-658.