

DOI:10.16136/j.joel.2023.05.0364

基于背景感知的相关滤波抗遮挡优化算法

武明虎^{1,2}, 杨成健¹, 余明慧¹, 孔祥斌^{1,2*}, 张宇东¹

(1. 湖北工业大学 电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430072; 2. 湖北工业大学 太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430068)

摘要: 针对相关滤波目标跟踪中由于目标遮挡、出视野引起的跟踪失败等问题, 以背景感知相关滤波(background aware correlation filters, BACF)算法为基础, 提出一种抗遮挡优化算法。首先特征提取部分融合方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)特征与颜色名称(color name, CN)特征; 其次提出层级遮挡优化算法, 在目标跟踪过程中根据平均峰值相关能量(average peak to correlation energy, APCE)和最大响应峰值判断目标外观是否发生较大变化, 并通过巴氏距离进一步计算目标相邻滤波器模板特征相似程度, 以此判断造成目标外观变化的真正原因, 进而决定是否更新模板; 针对目标出视野问题, 提出模板筛查策略, 跟踪过程中每隔 K 帧对滤波器模板进行置信度考查, 若目标丢失, 则生成新的模板并对目标进行全局搜索重新抓取目标。通过在目标跟踪数据集 OTB2015 上测试, 优化算法精确度与成功率分别为 83.0% 与 78.8%, 有效提高了算法性能。

关键词: 机器视觉; 目标跟踪; 相关滤波; 遮挡检测

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1005-0086(2023)05-0498-10

Correlation filter anti-occlusion optimization algorithm based on background-aware

WU Minghu^{1,2}, YANG Chengjian¹, YU Minghui¹, KONG Xiangbin^{1,2*}, ZHANG Yudong¹

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan, Hubei 430072, China; 2. Hubei Key Laboratory for High-efficiency Utilization of Solar Energy and Operation Control of Energy Storage System, Hubei University of Technology, Wuhan, Hubei 430068, China)

Abstract: Aiming at the problem of object tracking failure caused by occlusion and out of view in correlation filter tracking, we propose an anti-occlusion optimization algorithm based on background aware correlation filters (BACF). First, the feature of histogram of oriented gradient (HOG) and color name (CN) are fused in the feature extraction part; Secondly, a cascaded occlusion optimization algorithm is proposed to determine whether the target appearance has changed significantly during the object tracking process based on the average peak correlation energy (APCE) and the maximum response peak, and further calculate the similarity of features between the target neighboring filter templates by the Bhattacharyya distance to determine the real cause of the target appearance change, and then decides whether to update the template; For the problem of target out of view, a template inspection strategy is proposed and the confidence of the filter template is checked every K frames during the tracking process, and if the target is lost, a new template is generated and the target is recaptured by a global search. By testing on the object tracking dataset OTB2015, the accuracy and success rate of the optimized algorithm are 83.0% and 78.8%, respectively, which effectively improve the performance of the algorithm.

Key words: machine vision; object tracking; correlation filter; occlusion detection

* E-mail: 1471531849@qq.com

收稿日期: 2022-05-18 修订日期: 2022-07-12

基金项目: 湖北省自然科学基金(2022CFA007)资助项目

0 引言

视觉目标跟踪是计算机视觉领域中非常重要的任务之一,当前有着广泛应用^[1]。视觉目标跟踪通过图像的上下文信息,对目标外观和运动信息进行建模,从而预测目标运动状态并标定目标位置^[2]。由于跟踪场景干扰和目标运动状态的不确定性,目标跟踪面临目标形变、尺度变化、平面内旋转、快速运动、运动模糊、遮挡等挑战因素^[3]。目前基于深度学习的跟踪算法对快速运动、运动模糊等挑战已有较好的解决方案,但由于深度学习目标跟踪算法在跟踪过程中大都没有模板更新环节,无法适应目标外观变化,因此遮挡及出视野所引起的跟踪难题仍未得到有效解决。

相关滤波跟踪算法在跟踪过程中对已知目标区域进行特征提取,训练特征得到一个滤波器模板,跟踪时使用训练的滤波器模板与当前帧待检测区域进行相关运算,最大输出响应位置即为当前帧目标位置^[4,5]。相关滤波算法优势在于可在跟踪过程中实时更新滤波器模板以适应目标外观变化,在跟踪速度较快的同时拥有较高的跟踪准确率。BOLME等^[6]提出最小输出平方和误差滤波(minimum output sum of squared error, MOSSE)跟踪算法,速度达到669 fps。针对MOSSE中训练样本不足的问题,HENRIQUES等^[7]提出核循环结构(exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels, CSK)算法,引入循环矩阵概念,以达到密集采样的目的。核相关滤波算法(kernel correlation filter, KCF)^[8]使用多通道的方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)特征取代CSK的单通道灰度特征,极大地提升了跟踪精度。为提高分辨率,DANELLIAN等^[9]提出基于颜色名称(color names, CN)特征的算法。边界效应是使用循环移位产生的密集样本训练滤波器时的常见问题,GALOOGAHI等^[10]提出背景感知相关滤波(background aware correlation filters, BACF)算法,使用真实移位负样本取代由正样本循环移位产生的负样本,这一方法削弱了边界效应,大幅提升了跟踪器的效果和速度。然而,相关滤波跟踪方法并没有有效地针对目标遮挡挑战的跟踪策略,当目标被局部遮挡或全部遮挡时,容易造成跟踪失败。

本文以BACF算法为基础,首先在跟踪过程中融合HOG特征与CN特征,并针对目标在跟踪过程中存在遮挡和形变的问题,提出新的层级遮挡优化算法,判断目标跟踪过程中产生的变化是由外界遮挡造成的还是由自身形变引起的,并以

此决定是否对目标滤波器模型进行更新;其次针对目标在跟踪过程中出视野的问题,新增模板筛查策略,在目标离开视野并重新出现后,迅速抓取目标,以此提高算法性能。

1 BACF跟踪算法

相关滤波算法使用目标区域特征与当前帧滤波器模板矩阵进行相关操作构建目标函数,通过最小化目标函数训练下一帧目标跟踪滤波器模板,达到持续跟踪目的。在BACF算法中,通过最小化目标函数式(1)学习多通道背景感知相关滤波器模板:

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

式中, $\mathbf{y} \in R^S$ 为期望的相关响应, S 为特征维数, R^S 为 S 维空间, \mathbf{y} 的第 j 个维度的期望响应为 $\mathbf{y}(j)$, 特征通道数用 K 表示, $\mathbf{h}_k \in R^D$ 表示第 k 个特征通道的滤波器模板, T 表示取共轭转置矩阵, \mathbf{P} 为 $D \times S$ 的二值矩阵, 用于裁剪信号 \mathbf{x}_k 中含 D 个元素的矩阵, $S \gg D$, $\mathbf{x}_k \in R^S$ 是第 k 特征通道的目标表示, $[\Delta\tau_j]$ 为循环位移操作, λ 为正则化参数。

将式(1)转换至频域可加速计算:

$$E(\mathbf{h}, \mathbf{g}) = \frac{1}{2} \|\hat{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{X}} \hat{\mathbf{g}}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\hat{\mathbf{h}}\|_2^2, \\ \text{s. t. } \hat{\mathbf{g}} = \sqrt{S}(\mathbf{F}\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{I}_K) \mathbf{h}, \quad (2)$$

式中, 辅助变量 $\hat{\mathbf{g}} = [\text{diag}(\hat{\mathbf{g}}_1)^T, \dots, \text{diag}(\hat{\mathbf{g}}_K)^T]^T$, 大小为 $KS \times 1$, $\hat{\mathbf{X}} = [\text{diag}(\hat{\mathbf{X}}_1)^T, \dots, \text{diag}(\hat{\mathbf{X}}_K)^T]^T$, 大小为 $S \times KS$, $\hat{\mathbf{h}} = [\hat{\mathbf{h}}_1^T, \dots, \hat{\mathbf{h}}_K^T]^T$, 大小为 $KD \times 1$, 作用是将随机矩阵映射到频域, \otimes 表示 Kronecker 积, \mathbf{I}_K 为 $K \times K$ 的单位矩阵。

为求解式(2), 构造增广拉格朗日函数, 将式(2)变换如下:

$$\xi(\hat{\mathbf{g}}, \mathbf{h}, \hat{\boldsymbol{\zeta}}) = \frac{1}{2} \|\hat{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{X}} \hat{\mathbf{g}}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\hat{\mathbf{h}}\|_2^2 + \hat{\boldsymbol{\zeta}}^T (\hat{\mathbf{g}} - \sqrt{S}(\mathbf{F}\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{I}_K) \mathbf{h}) + \frac{\mu}{2} \|\hat{\mathbf{g}} - \sqrt{S}(\mathbf{F}\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{I}_K) \mathbf{h}\|_2^2, \quad (3)$$

式中, $\hat{\boldsymbol{\zeta}}$ 为拉格朗日系数, $\hat{\boldsymbol{\zeta}} = [\hat{\boldsymbol{\zeta}}_1^T, \dots, \hat{\boldsymbol{\zeta}}_K^T]^T$, 大小为 $KT \times 1$, μ 为惩罚系数。

由于式(3)无封闭解, 因此将其转换为两个有封闭解的子问题, 采用交替方向乘子法迭代求解:

$$\mathbf{h}^* = \arg \min_{\mathbf{h}} \left\{ \frac{\lambda}{2} \|\hat{\mathbf{h}}\|_2^2 + \hat{\boldsymbol{\zeta}}^T (\hat{\mathbf{g}} - \sqrt{S}(\mathbf{F}\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{I}_K) \mathbf{h}) + \frac{\mu}{2} \|\hat{\mathbf{g}} - \sqrt{S}(\mathbf{F}\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{I}_K) \mathbf{h}\|_2^2 \right\}$$

$$\mathbf{I}_K) \mathbf{h} \|\frac{1}{2}\} = (\mu + \frac{\lambda}{\sqrt{S}})^{-1} (\mu \mathbf{g} + \boldsymbol{\zeta}), \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{g}}^* = \arg \min_{\hat{\mathbf{g}}} \{ \frac{1}{2} \|\hat{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{X}} \hat{\mathbf{g}}\|_2^2 + \hat{\boldsymbol{\zeta}}^T (\hat{\mathbf{g}} - \sqrt{S} (\mathbf{F}\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{I}_K) \mathbf{h}) + \frac{\mu}{2} (\|\hat{\mathbf{g}} - \sqrt{S} (\mathbf{F}\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{I}_K) \mathbf{h}\|_2^2), \quad (5)$$

式中, $\hat{\mathbf{g}} = \frac{1}{\sqrt{S}} (\mathbf{P}\mathbf{F}^T \otimes \mathbf{I}_K) \hat{\mathbf{g}}, \hat{\boldsymbol{\zeta}} = \frac{1}{\sqrt{S}} (\mathbf{P}\mathbf{F}^T \otimes \mathbf{I}_K) \hat{\boldsymbol{\zeta}}$ 。

由于直接对式(5)进行求解计算复杂度过高,而利用 $\hat{\mathbf{X}}$ 的稀疏性,可将式(5)等价表示为 N 个计算复杂度低的问题,利用 Sherman-Morrison 公式求得式(5)的解:

$$\hat{\mathbf{g}}(t)^* = \frac{1}{\mu} (S \hat{\mathbf{y}}(t) \hat{\mathbf{x}}(t) - \hat{\boldsymbol{\zeta}}(t) + \mu \hat{\mathbf{h}}(t)) - \frac{\hat{\mathbf{x}}(t)}{\mu p} (S \cdot \hat{\mathbf{y}}(t) \hat{\mathbf{s}}_x(t) - \hat{\mathbf{s}}_z(t) + \mu \hat{\mathbf{s}}_h(t)), \quad (6)$$

式中, $\hat{\mathbf{s}}_x(t) = \hat{\mathbf{x}}(t)^T$, $\hat{\mathbf{s}}_z(t) = \hat{\mathbf{x}}(t)^T \hat{\boldsymbol{\zeta}}$, $\hat{\mathbf{s}}_h(t) = \hat{\mathbf{x}}(t)^T \hat{\mathbf{h}}$, $p = \hat{\mathbf{s}}_x(t) + S\mu$, $t = \{1, 2, \dots, N\}$ 。

交替方向乘子法迭代过程中需同时更新拉格朗日系数:

$$\hat{\boldsymbol{\zeta}}^{(i+1)} \leftarrow \hat{\boldsymbol{\zeta}}^{(i)} + \mu (\hat{\mathbf{g}}^{(i+1)} - \hat{\mathbf{h}}^{(i+1)}), \quad (7)$$

式中,迭代第 i 次时的拉格朗日系数矩阵用 $\hat{\boldsymbol{\zeta}}^{(i)}$ 表示, $\hat{\mathbf{g}}^{(i+1)}$ 表示迭代第 $i+1$ 次时引入的辅助变量的矩阵值, $\hat{\mathbf{h}}^{(i+1)}$ 表示迭代第 $i+1$ 次时的位置相关滤波器, $\hat{\mathbf{h}}^{(i+1)} = (\mathbf{F}\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{I}_K) \mathbf{h}^{(i+1)}$ 。

在跟踪过程中,以响应图最大值处作为滤波器对目标位置的预测,同时跟踪时需不断使用预测图像中的特征更新模型

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{model}}^{(f)} = (1 - \eta) \hat{\mathbf{x}}_{\text{model}}^{(f-1)} + \eta \hat{\mathbf{x}}^{(f)}, \quad (8)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}_{\text{model}}^{(f)}$ 为第 f 帧滤波器的模板, $\hat{\mathbf{x}}^{(f)}$ 为第 f 帧的图像特征, η 为更新率。

2 本文改进算法

2.1 特征融合设计

CN 是为表示世界上的颜色而分配的语言颜色标签。英语语言包含 11 个基本颜色术语:黑、蓝、棕、灰、绿、橙、粉、紫、红、白、黄。在计算机视觉领域,CN 是一种将 RGB 观察结果与语言颜色标签相关联的操作。而 CN 特征是根据预训练的映射矩阵将原始 RGB 空间特征中不同像素点使用概率潜在语义分析方法映射为 11 个 CN 中的一个而得到的

特征。

BACF 算法在跟踪过程中采用单一的 HOG 特征,HOG 并不能很好地应对快速运动、目标形变等挑战^[4]。CN 特征将原始的 RGB 颜色空间映射到 11 维颜色属性空间,对目标形变等挑战表现良好^[11]。因此跟踪过程中将 CN 特征与 HOG 特征加权形成一种新特征向量。记 HOG 特征为 f_{HOG} , CN 特征为 f_{CN} , 则融合后的特征可表示为:

$$f_{\text{HC}} = (1 - \delta) f_{\text{HOG}} + \delta f_{\text{CN}}. \quad (9)$$

2.2 层级遮挡优化算法

相关滤波跟踪算法最大优势是可以在线更新滤波器模板,并通过这一策略适应目标运动时产生的变化。目标在跟踪过程中可能产生的变化大致分为两类:1) 目标自身形变; 2) 目标被外物遮挡。当目标自身发生形变,需及时更新滤波器模板,以适应目标运动过程中发生的外观变化;如目标在运动过程中被外物遮挡,此时更新模板会造成模板污染,导致跟踪漂移,故遮挡情况不可更新模板。针对以上两种不同情况,当目标发生较大变化,需及时判断造成目标变化的原因,并根据造成目标变化的原因进一步决定是否需要对滤波器模板进行更新。

针对此问题本文设计了一种层级遮挡优化算法,算法基本思路是在目标跟踪过程中先对目标进行粗遮挡检测,检测目标外观是否发生较大变化,但在此阶段尚不能判断目标外观的变化是遮挡引起的还是形变造成的,因此需要进一步进行细遮挡检测,对目标外观变化原因进行进一步的判断。层级遮挡优化算法概念图如图 1 所示。

如图 2(a) 所示,BACF 算法的响应图在准确跟踪时整体呈现中间高四周低的形状,接近理想的二维高斯分布图;当目标存在遮挡、形变等情况时,见图 2(b)、图 2(c),响应图会发生剧烈震荡,有多个响应峰值且最大响应峰值会相对变小。

在文献[12]中给出 LMCF (large margin object tracking with circulant feature maps),作者以平均峰值相关能量 (average peak to correlation energy, APCE) 为目标是否被遮挡的判据。APCE 计算式如下:

$$APCE = \frac{|F_{\text{max}} - F_{\text{min}}|}{\text{mean}(\sum_{x,y} (F_{x,y} - F_{\text{min}})^2)}. \quad (10)$$

式中, F_{max} 与 F_{min} 分别为当前帧响应最大值与最小值, $F_{x,y}$ 为每一个像素点的响应值。

见图 3(a),当跟踪准确时,响应图的 APCE 值较大;见图 3(b),当目标外观发生较大变化时即目标自身形变或被遮挡时,响应图的 APCE 值

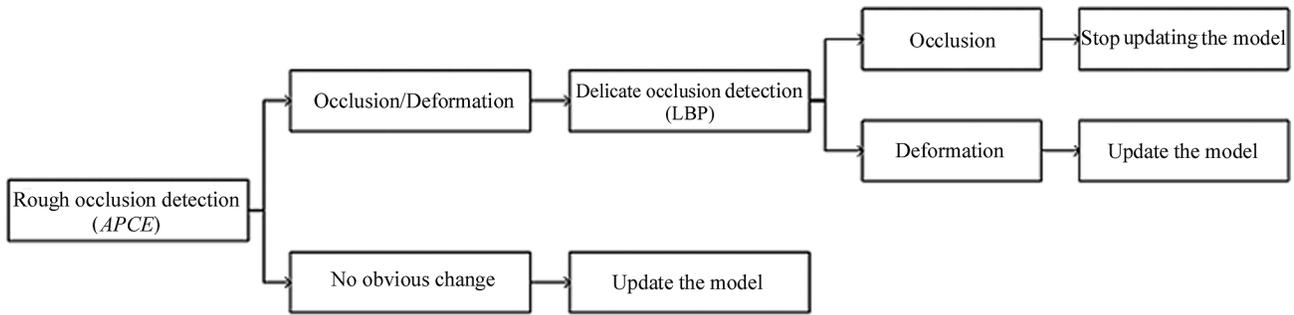


图 1 层级遮挡优化算法概念图

Fig. 1 Conceptual diagram of the cascaded occlusion optimization algorithm

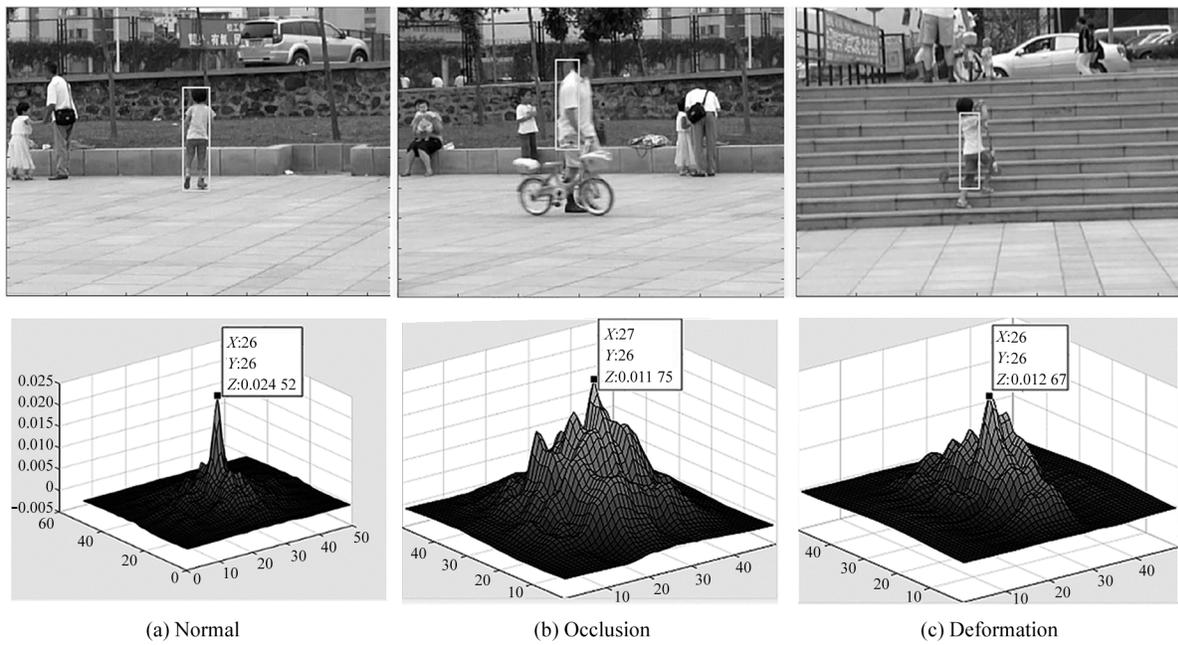
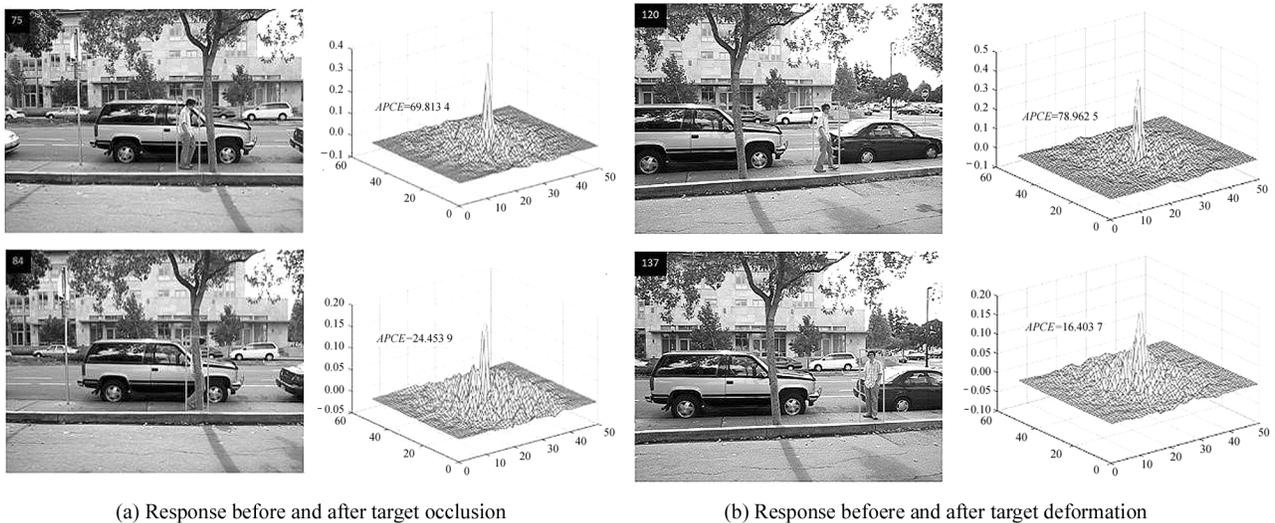


图 2 目标正常/遮挡/形变时最大响应峰值变化

Fig. 2 The maximum response peak change when the target is normal/occluded/deformation



(a) Response before and after target occlusion

(b) Response before and after target deformation

图 3 目标外观变化时 APCE 值变化情况

Fig. 3 Change in APCE value when target appearance changes

会骤降,且相对于 APCE 的历史均值也明显减小。

针对此情况本文在跟踪过程中采用 APCE 和最大响应峰值相结合的方法判断被跟踪目标外观是否发生较大变化,并以此作为粗遮挡检测的判断准则。本文在实验过程中设置粗遮挡检测判断式如下:

$$curr_APCE < \beta_1 mean_APCE, \quad (11)$$

$$curr_F_{max} < \beta_2 mean_F_{max}。 \quad (12)$$

通过判断当前帧 APCE 值与历史平均 APCE 值之间的差距以及当前最大响应峰值与历史平均最大响应峰值之间的比例判断目标外观是否发生较大变化。通过实验验证,粗遮挡检测算法可以准确检测目标外观是否发生变化。

通过图 2、图 3 对比观察目标外观发生变化时 APCE 数值与最大响应峰值数值可知,粗遮挡检测算法并不能有效区分造成目标发生外观变化的根本原因。本文为进一步探究造成目标外观变化的原因提出了细遮挡检测算法。

局部二值模式(local binary pattern, LBP)具有旋转不变性和灰度不变性,可用来描述图像局部纹理特征^[12]。巴氏距离(Bhattacharyya distance)可以测量两个离散或连续概率分布的相似性。通过对跟踪过程中目标的特征进行观察,发现当目标发生形变之后,目标的 LBP 特征会发生明显变化,而目标发生遮挡时,LBP 特征反而变化不明显。因此本文将视频相邻帧目标模板的 LBP 特征相似度作为进一步判断目标变化原因的依据。通过分别提取视频前一帧 LBP 特征和当前帧的 LBP 特征,并以两个特征之间的巴氏距离作为相似度判断依据。两个特征向量越相似,巴氏距离越近,则目标发生遮挡的可能性越高;反之巴氏距离越远,特征向量越不相似,则目标自身形变的概率越高。细遮挡检测算法认为,若相邻模板之间相似度大于阈值 α ,则认为目标被遮挡,无需更新滤波器模板;否则认为目标自身产生较大的形变,需要对滤波器模板进行更新以适应目标外观的变化。巴氏距离计算式如下:

$$D_B(p, q) = -\ln(BC(p, q)), \quad (13)$$

$$BC(p, q) = \sum_{x \in X} \sqrt{p(x)q(x)}, \quad (14)$$

式中, BC 为巴氏系数。

2.3 模板筛查策略

视觉目标跟踪任务中,目标出视野(out-of-view)的情况时有发生。在这种情况下,视频界面中是完全没有目标的,因此在此阶段无法对目标进行跟踪。当目标再次回到视频界面时,现有跟踪方法由于没

有有效的目标重检测方案,故而无法对目标进行重新定位跟踪。针对目标出视野问题,本文提出一种筛查策略,基本思路为更新过程中保存置信度较高的模板为置信模板(confidence model),并随着时间推移按固定帧更新置信模板。设置第一帧时滤波器模板为初始模板(initial model),以固定帧 κ 对当前滤波器模板进行筛查,筛查时以初始模板和最新置信模板动态加权形成一个新的对比模板(compare model),若当前滤波器模板与对比模板相似度高于阈值时,认为当前模板置信度较高,并将当前模板设置为最新的置信模板;若二者对比相似度较低,则认为当前目标跟踪任务失败或目标出了视频界面,该情况下以对比模板重新对目标进行搜索,当目标出现时再次对其抓取并保持跟踪。考察模板相似度时通过提取 LBP 特征,进而求取巴氏距离 σ 。对比模板按照式(15)生成:

$$ComM = (1 - \frac{frame}{s_frames})IinM + \frac{frame}{s_frames}ConM, \quad (15)$$

式中, ComM 为对比模板, frame 指当前帧数, s_frames 代表视频总帧数, IinM 代表初始模板, ConM 代表置信模板。

3 实验结果及分析

3.1 实验环境及参数

本文实验硬件平台:CPU 型号为 Intel(R) Core (TM) i7-10875H, GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX2060,运行内存为 16 GB, OS 版本为 Windows 10,软件环境为 MATLAB2016b。本文算法实验参数设置为:特征融合参数: $\delta = 0.5$;粗遮挡检测环节参数设置: $\beta_1 = 0.42$, $\beta_2 = 0.70$;细遮挡检测环节阈值设置: $\alpha = 130$;模板筛查策略参数设置:固定帧 $\kappa = 20$,模板筛查阈值 $\sigma = 110$;其余参数均为 BACF 的原始参数。

为了验证本文所提算法在单目标视觉目标跟踪中的准确性以及稳定性,本文在验证过程中采用包含 11 种挑战的单目标跟踪领域通用的 OTB2015 数据集^[13]。本次测试过程中采用一次性通过评价(one-pass evaluation, OPE),并通过成功率和精确率评判算法性能。

3.2 实验对比分析

为验证本文所提算法在单目标视觉跟踪任务中的有效性,实验中以定量分析法将本文算法与

BACF、SRDCF^[14]、LMCF^[12]、Staple^[15]、LCT^[15,16]、KCF^[8]、DSST^[17] 7 个具有代表性的相关滤波算法进行比较;同时采用定性分析法对本文算法与 BACF、LMCF、KCF 3 种经典算法的跟踪结果进行分析。为保证实验的公平性,除本文所提算法外,其余对比算法均采用文献提供的初始参数。

3.2.1 定性分析

本节通过对比本文算法与其余 3 种算法在不同视频序列的测试结果对各算法性能进行分析,图 4 为 4 种算法在不同视频序列的跟踪结果展示。

序列(a)Box 中,面临的挑战有遮挡、出视野等。在 475 帧,目标被大面积遮挡,本文算法由于不更新

滤波器模板导致跟踪漂移。第 485 帧,目标重新出现,本文算法迅速重新抓取目标,此时仅本文算法与 LMCF 保持持续跟踪。本文算法在模板更新部分采取了层级遮挡优化算法,当目标被大面积遮挡时不对滤波器模板进行更新,避免了模板被污染,当目标重新出现时,模板筛查策略可以很快重新找回目标并继续保持稳定跟踪。LMCF 算法也在目标被遮挡时停止对滤波器模板进行更新,在目标重新出现时以未更新模板搜寻目标并保持跟踪。其余算法,在遮挡情况下持续对滤波器模板进行更新,造成模板污染,导致跟踪失败。在 574 帧及 608 帧,目标出现旋转及运动模糊挑战,本文算法依旧保持稳定跟踪。

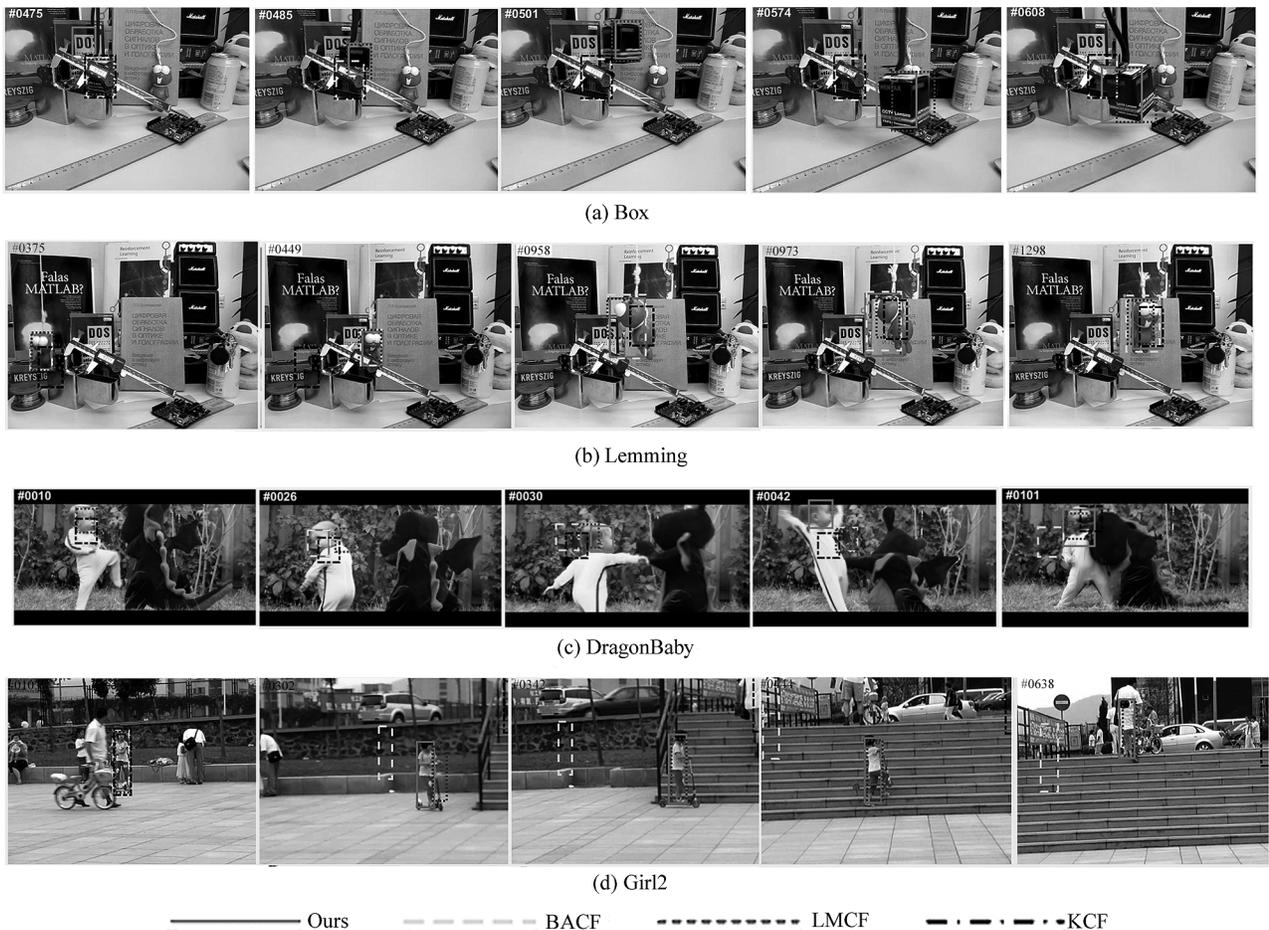


图 4 不同算法测试结果
Fig. 4 Test results for different algorithms

序列(b)Lemming 中,主要面临遮挡、出视野等挑战。从(b)中可看到视频 375 帧,目标旋转且被部分遮挡,此时稳定跟踪的算法有 BACF、LMCF 与本文算法。第 449 帧,目标正面部分遮挡,此时保持稳定跟踪的算法有 LMCF、BACF 与本文算法。在第

973 帧,目标在平面内旋转时,能够准确跟踪的有本文算法与 BACF 算法,KCF、LMCF 算法在尺度上不能适应目标的变化,在此之后的跟踪过程中,KCF、LMCF 算法尺度并没有调整回正常尺度,BACF 算法虽然大致可以保持跟踪,但仍存在一定跟踪漂移

情况。本文算法在跟踪过程中融合了 CN 特征,因此可以更好地适应目标的微小形变情况,且由于层级遮挡优化算法可以通过判定目标外观变化是由形变引起的还是遮挡造成的,故本文算法可以更好地应对目标遮挡以及形变的挑战,在跟踪过程中有更好的表现。

序列(c)DragonBaby 中,跟踪中需应对的挑战主要有遮挡、形变、快速运动等。由图 4(c)可观察到,在第 10 帧,KCF 在目标快速运动初始就已经跟踪漂移。在第 26 帧及第 30 帧,当目标角度变化即目标自身形变时,LMCF 算法判定目标遮挡,停止更新模板,因此此时跟踪漂移。第 42 帧,目标快速运动导致除本文算法外其余算法均出现跟踪漂移情况。第 101 帧,当目标被局部遮挡时,本文算法与 LMCF 算法均停止模板更新,跟踪框位置保持不变。

序列(d)Girl2 中,跟踪中会遇到遮挡、形变等问题。在第 103 帧之前,各算法都可稳定跟踪。第 302 帧,目标被完全遮挡之后重新出现,还可以对目标进行跟踪的算法有本文算法、LMCF,其余算法的跟踪框与实际目标已完全偏离。第 342 帧,此时只有本文算法与 LMCF 算法可以将跟踪框保持在目标上。第 444 帧到视频结束,除 LMCF 与本文算法,其余跟踪算法跟踪框均完全偏离实际目标,即跟踪失败,但是此时 LMCF 算法尺度上存在细微偏差。由于存在对遮挡的判断环节,当目标发生遮挡时,本文算法与 LMCF 算法停止更新模板,避免模板被污染,因此可在遮挡目标重新出现后继续保持跟踪。

从图 4 可以看出,本文算法在目标被遮挡以及

目标出视野等场景跟踪性能优于其余算法。

3.2.2 定量分析

图 5 为本文实验中 8 种单目标跟踪算法在 OTB2015 数据集上的精确率曲线以及成功率曲线,由图 5 可见,本文算法的成功率达到了 0.788,精确率达到了 0.830,相较于本文基础算法 BACF 的成功率(0.768)和精确率(0.816),成功率提高了 2%,精确率提高了 1.4%。本文提出的层级遮挡优化算法在目标发生较大变化时可以判断目标的变化是由外界遮挡引起的还是自身形变造成的,进而决定是否需要更新模型,因此可以有效地应对目标遮挡以及目标自身形变的挑战;而模板筛查策略在目标消失之后,会定期进行模板筛查,进而判断当前目标是否还存在于跟踪框内,如果发现当前跟踪框内的不是目标,则以新的模板生成策略进行全局搜索再次抓取目标,这可以有效地应对目标出视野消失的挑战。图 6 为 8 种算法在目标遮挡属性下的结果,图 6 显示遮挡属性下本文算法成功率和精确率分别达到了 0.728 和 0.755,在所有算法中表现最好。图 7 为 8 种算法在目标出视野属性下的结果,从图 7 中可以看出本文算法在目标出视野属性下的成功率达到了 0.699,精确率达到了 0.759,均处于最优。

通过表 1 和表 2 中 8 种算法在 OTB100 各种视频属性下的精确率和成功率分析各算法在不同挑战中的性能。从表 1 可得,在数据集 OTB100 上,本文算法除背景杂乱属性和运动模糊属性精确率第二外,其余属性得分均处于最优位置。

由表 2 可知本文算法在各属性序列跟踪成功率

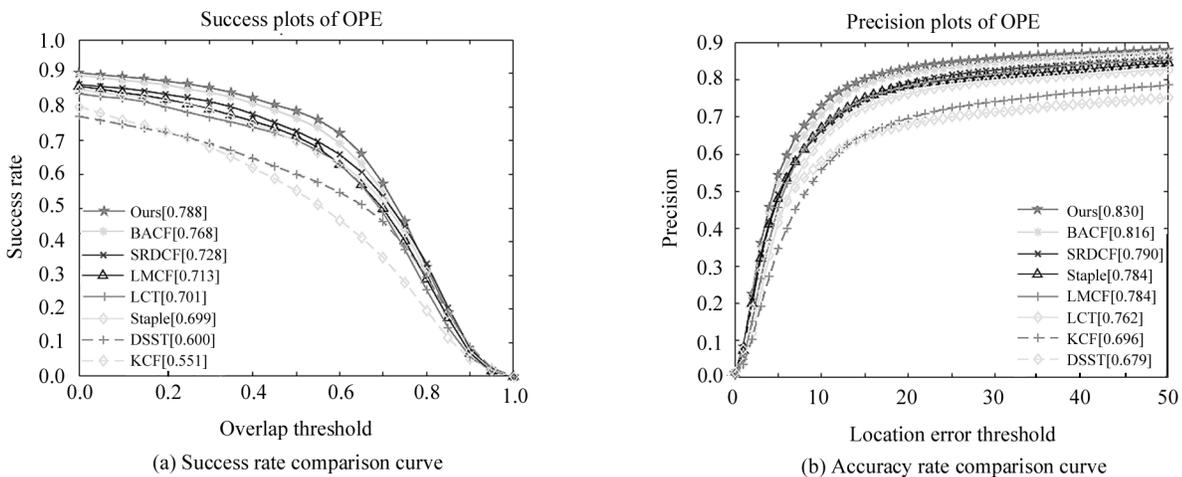


图 5 8 种跟踪算法综合评估

Fig. 5 Comprehensive evaluation of 8 tracking algorithms

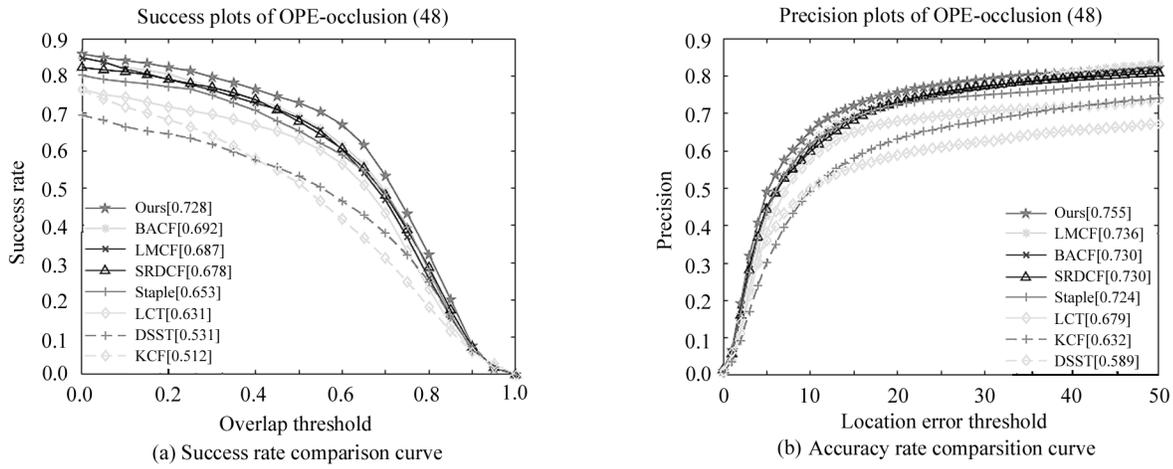


图 6 8 种跟踪算法遮挡属性评估

Fig. 6 Evaluation of 8 tracking algorithms in occlusion sequence

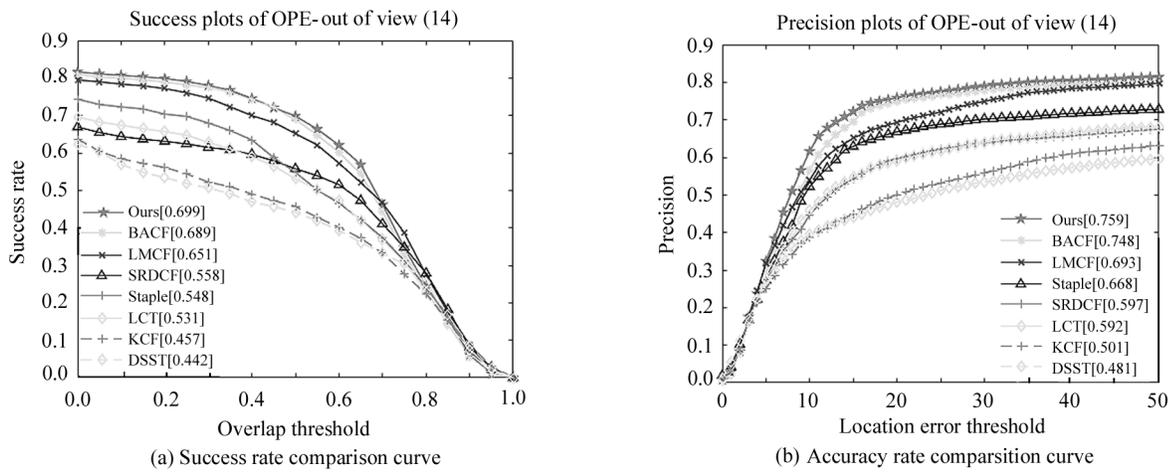


图 7 8 种算法出视野属性对比

Fig. 7 Evaluation of 8 tracking algorithms in out of view sequence

表 1 8 种算法在各属性序列中的精确率

Tab. 1 The accuracy rate of 8 algorithms in each attribute sequence

OTB100	Ours	BACF	SRDCF	LMCF	Staple	LCT	DSST	KCF
IV	0.813	<u>0.803</u>	0.786	0.795	0.787	0.743	0.715	0.724
SV	0.767	<u>0.767</u>	0.741	0.723	0.715	0.678	0.633	0.635
OCC	0.755	0.730	0.730	<u>0.736</u>	0.721	0.679	0.589	0.632
DEF	0.789	<u>0.764</u>	0.728	0.729	0.743	0.685	0.533	0.619
MB	<u>0.749</u>	0.741	0.767	0.730	0.707	0.669	0.567	0.601
FM	0.789	<u>0.787</u>	0.769	0.730	0.697	0.681	0.552	0.621
IPR	0.797	<u>0.792</u>	0.745	0.755	0.770	0.782	0.691	0.701
OPR	0.797	<u>0.779</u>	0.742	0.760	0.730	0.746	0.644	0.677
OV	0.759	<u>0.748</u>	0.597	0.693	0.661	0.592	0.481	0.501
BC	<u>0.809</u>	0.801	0.775	0.822	0.766	0.734	0.704	0.713
LR	0.749	<u>0.741</u>	0.655	0.679	0.631	0.537	0.567	0.560

注:加粗字体为最优结果,次优结果以下划线标注。

表2 8种跟踪算法在各属性序列上的成功率得分

Tab. 2 Success rate of 8 tracking algorithms in attribute sequence

OTB100	Ours	BACF	SRDCF	LMCF	Staple	LCT	DSST	KCF
IV	0.806	<u>0.780</u>	0.740	0.745	0.721	0.715	0.649	0.550
SV	0.703	<u>0.698</u>	0.662	0.622	0.610	0.583	0.525	0.415
OCC	0.728	<u>0.692</u>	0.678	0.687	0.672	0.631	0.531	0.512
DEF	0.730	<u>0.691</u>	0.659	0.659	0.672	0.616	0.479	0.503
MB	0.747	<u>0.735</u>	0.729	0.703	0.661	0.659	0.551	0.550
FM	0.765	<u>0.756</u>	0.717	0.674	0.638	0.681	0.517	0.526
IPR	0.720	<u>0.711</u>	0.662	0.656	0.673	0.694	0.589	0.553
OPR	0.736	<u>0.709</u>	0.664	0.677	0.646	0.676	0.551	0.527
OV	0.699	<u>0.689</u>	0.558	0.651	0.560	0.531	0.442	0.457
BC	0.792	<u>0.767</u>	0.701	0.764	0.709	0.703	0.613	0.609
LR	0.664	<u>0.663</u>	0.626	0.546	0.491	0.436	0.442	0.295

注:加粗字体为最优结果,次优结果以下划线标注。

均处于最优位置。

4 结论

本文从多融合特征、层级遮挡优化算法和模板筛查策略3方面对BACF算法进行了改进,首先融合HOG特征与CN特征,得以在跟踪过程中提取更加可靠的目标特征;其次提出层级遮挡优化算法实现对目标外观变化具体原因的探究,进而根据目标被遮挡或自身发生形变两种不同情况决定是否对滤波器模板进行更新;最后提出模板筛查策略,在目标出视野并重新出现后,可以迅速重新抓取目标,进而保持持续稳定跟踪。在OTB2015数据集验证的结果表明,相比原算法,本文算法在整体跟踪精度与成功率上均有所提高,优于一些主流相关滤波算法,且在目标被遮挡以及目标出视野等挑战方面具有良好的跟踪性能,能够保证对目标的稳定跟踪。

参考文献:

[1] ZHANG H, KANG B S. Recent advances in correlation filter-based object tracking: a review[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(8): 1017-1033.
张微, 康宝生. 相关滤波目标跟踪进展综述[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(8): 1017-1033.

[2] LI X, CHA Y F, ZHANG T Z, et al. Survey of visual object tracking algorithms based on deep learning[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(12): 2057-2080.
李玺, 查宇飞, 张天柱, 等. 深度学习的目标跟踪算法综述[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(12): 2057-2080.

[3] WU J, MA X H. UAV target tracking algorithm based on adaptive spatial-temporal regularization[J]. Journal of Op-

toelectronics · Laser, 2022, 33(2): 141-148.

吴捷, 马小虎. 自适应时空正则的无人机目标跟踪算法[J]. 光电子·激光, 2022, 33(2): 141-148.

[4] HUO Y L, LI M, ZHENG H L, et al. Context-aware target tracking algorithm fused with redetection mechanism[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2021, 32(9): 992-999.
火元莲, 李明, 郑海亮, 等. 融合重检测机制的上下文感知目标跟踪算法[J]. 光电子·激光, 2021, 32(9): 992-999.

[5] LIU Y, LI M M, ZHENG Q B, et al. Survey on video object tracking algorithms[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2022, 16(7): 1504-1515.
刘艺, 李蒙蒙, 郑奇斌, 等. 视频目标跟踪算法综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(7): 1504-1515.

[6] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-18, 2010, San Francisco. Washington: IEEE Computer Society, 2010: 2544-2550.

[7] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision (ECCV), October 7-13, 2012, Florence. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 702-715.

[8] 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.

- [9] DANELLJAN M, KHAN F S, FELSBURG M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[C]//Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), June 23-28, 2014, Columbus. Washington: IEEE Computer Society, 2014: 1090-1097.
- [10] 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 Press, 2017: 1144-1152.
- [11] WANG M M, LIU Y, HUANG Z Y. Large margin object tracking with circulant feature maps[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, Hawaii, USA. Washington: IEEE Computer Society, 2017: 4800-4808.
- [12] SUN J Y, LIU X Y, YAO S, et al. Student expression recognition based on data fusion and transfer learning[J]. Intelligent Computer and Applications, 2021, 11(11): 180-184.
孙佳颖, 刘新颖, 姚双, 等. 基于数据融合与迁移学习的学生表情识别研究[J]. 智能计算机与应用, 2021, 11(11): 180-184.
- [13] WU Y, LIM J, YANG M H. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [14] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, et al. Convolutional features for correlation filter based visual tracking[C]//Proceedings of the 2015 International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago. Washington: IEEE Computer Society, 2015: 621-629.
- [15] 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 Press, 2016: 1401-1409.
- [16] 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 Press, 2015: 5388-5396.
- [17] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2014, September 1-5, 2014, Nottingham. London: BMVA Press, 2014.

作者简介:

孔祥斌 (1978—), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要从事计算机视觉和人工智能、能源物联网方面的研究。