

采用图像感知哈希的 TLD 改进算法

王姣尧¹, 侯志强^{1,2}, 余旺盛¹, 廖秀峰¹, 陈传华¹

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077; 2. 西安邮电大学计算机学院, 西安, 710121)

摘要 为了提高长时间视觉目标跟踪的鲁棒性,提出了一种基于图像感知哈希的 TLD 改进算法。在改进算法中,跟踪模块使用尺度自适应的 KCF 跟踪器,检测模块对每个检测窗口提取感知哈希特征,并引入量子遗传算法作为搜索策略加快检测速度。对文中算法在 OTB2013 的 50 组视频序列上进行了测试,实验结果表明:其跟踪精度与成功率分别达到了 0.784 和 0.568,较 TLD 算法分别提高了 18.7%和 14.2%。并且在处理光照变化、遮挡及目标分辨率低等问题时,文中算法在多数情况下取得了优于参考算法的跟踪性能,表现出良好的跟踪鲁棒性。

关键词 TLD;KCF;量子遗传算法;感知哈希特征

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2018.05.011

中图分类号 TP394.1 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2018)05-0058-07

An Improved TLD Algorithm with Image Perception Hash

WANG Jiaoyao¹, HOU Zhiqiang^{1,2}, YU Wangsheng¹, LIAO Xiufeng¹, CHEN Chuanhua¹

(1. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

2. Institute of Computer, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: In order to enhance the robustness of long-time visual tracking, an improved TLD algorithm based on image perception hash is proposed. In the improved algorithm, scale adaptive KCF used is a tracker of the tracking module, the detection module is used to extract the perceptual hash feature from each detection window, and quantum genetic algorithm is taken as a search strategy to accelerate the detecting speed. A tracking performance test is conducted with 50 video sequences provided by the OTB2013. The experimental results show that the tracking precision and the success rate of the method reach 0.784 and 0.568 respectively, and increase by 18.7% and 14.2%, compared with the TLD algorithm correspondingly. Besides, in most cases, the proposed algorithm performs better than the reference algorithm in the presence of illumination variance, occlusion, low resolution and other complex situations.

Key words: TLD; KCF; quantum genetic algorithm; perceptual hashing feature

近年来,在视觉目标跟踪领域内涌现出许多优秀的跟踪算法^[1-2]。然而在对目标进行长时间跟踪的过程中,将不可避免地出现目标形变、光照变化以及遮挡等情况,这对目标的鲁棒跟踪带来了极大的挑战。

针对如何检测到重新出现在视野中的目标,进而实现对目标的持续跟踪这一问题, Kalal 等人提出了 TLD 算法^[3-4],该算法将传统的跟踪算法与检测算法相结合来解决跟踪过程中发生形变、遮挡以

收稿日期: 2018-03-01

基金项目: 国家自然科学基金(61473309;61703423;41601436);陕西省自然科学基金(2016JM6050)

作者简介: 王姣尧(1995—),女,湖南邵阳人,硕士生,主要从事视觉目标跟踪研究。E-mail:18629456938@163.com

引用格式: 王姣尧,侯志强,余旺盛,等.采用图像感知哈希的 TLD 改进算法[J].空军工程大学学报(自然科学版),2018,19(5):58-64.
WANG Jiaoyao, HOU Zhiqiang, YU Wangsheng, et al. An Improved TLD Algorithm with Image Perception Hash[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2018, 19(5): 58-64.

及目标消失等问题,通过一种改进的在线学习机制^[5]不断更新跟踪模块的显著特征点和检测模块的目标模型以及相关参数,从而提高了算法的稳定性和鲁棒性。TLD 算法为实现长时间目标跟踪提供了一个很好的跟踪框架,但多个测试平台的实验结果^[6-7]表明,该算法的跟踪鲁棒性仍存在较大的提升空间。

为解决以上问题,本文提出了一种基于图像感知哈希的 TLD 改进算法。在改进算法中,跟踪模块使用尺度自适应的 KCF(Kernel Correlation Filter)^[8]跟踪器,提高了算法的跟踪精度,检测模块使用感知哈希特征^[9]对图像进行描述,提高了算法对光照变化以及目标尺度变化的适应能力,并引入量子遗传算法^[10-11]作为搜索策略,保证了算法的实时性能。为了验证本文算法跟踪性能的提高,对其在 OTB2013 数据平台^[7]上进行了 50 组视频序列的跟踪测试,并分别从定性和定量方面对本文算法的优越性进行了分析。

1 相关基础理论

1.1 KCF 算法

为了便于理解,现以单通道一维图像为例对 KCF 算法中分类器训练以及目标快速检测这 2 个部分进行阐述。

1.1.1 训练样本

设目标图像为一个 $1 \times n$ 的一维向量,记为基样本 $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,使用置换矩阵 \mathbf{P} 对 \mathbf{x} 进行循环移位,如式(1)所示,得到训练样本集合 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_0, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_{n-1}\}$ 。

$$\mathbf{X}_i = \mathbf{P}^i \mathbf{x}, \forall i = 0, 1, \dots, n-1 \quad (1)$$

$$\text{式中: } \mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

在对滤波器进行训练时,每一个训练样本 \mathbf{X}_i 依据高斯分布赋予标签 Y_i ,其集合记为 \mathbf{Y} 。

1.1.2 分类器的训练

在 KCF 算法中,使用岭回归的方法对分类器进行训练,通过如式(2)所示的最小化损失函数来求解分类器权重 \mathbf{W} 。

$$\min_{\mathbf{W}} \left(\sum_{i=0}^{n-1} (f(\mathbf{X}_i) - Y_i)^2 + \lambda \|\mathbf{W}\|^2 \right) \quad (2)$$

式中: X_i 为其标签; $f(\cdot)$ 为分类函数; λ 为正则化参数。

在实际应用中,将特征空间映射到高维空间中能够使样本具有更好的线性可分性,设映射函数为 $\varphi(x)$,则分类器权重参数可表示为:

$$\mathbf{W} = \sum_{i=0}^{n-1} a_i \varphi(x_i) \quad (3)$$

因此,优化目标转化为求解 $\partial = \{a_0, a_2, \dots, a_{n-1}\}^T$,文献[8]给出了其解析解:

$$\partial = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Y} \quad (4)$$

式中: \mathbf{I} 为单位矩阵, \mathbf{K} 为核矩阵,该矩阵中元素 $K_{ij} = k(x_i, x_j) = \langle \boldsymbol{\varphi}^T(x_i), \varphi(x_j) \rangle$, $k(\cdot)$ 为实用的核函数, $\langle \cdot \rangle$ 为点积操作。

由循环矩阵的性质可知,将式(4)转换到傅里叶频域内可求得如下解:

$$\hat{\partial} = \frac{\hat{\mathbf{y}}}{\hat{\mathbf{k}}^{xx} + \lambda} \quad (5)$$

式中: $\hat{\cdot}$ 表示该向量的傅里叶变换; $\hat{\mathbf{k}}^{xx}$ 为向量 \mathbf{x} 的核相关向量,本文选用的是高斯核函数,因此:

$$\hat{\mathbf{k}}^{xx} = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{x}\|^2 - 2F^{-1}(\hat{\mathbf{x}}^* \otimes \hat{\mathbf{x}})}{\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中: \otimes 为点乘运算; F^{-1} 为傅里叶逆变换; $*$ 表示共轭运算。

1.1.3 快速检测

对目标进行检测时,同样对输入图像 \mathbf{z} 通过循环移位来构造候选样本集 $\mathbf{Z} = \{\mathbf{z}_j, \forall j = 0, 1, \dots, n-1\}$,其中 $\mathbf{z}_j = \mathbf{P}^j \mathbf{z}$ 。再通过分类器计算得到所有候选样本与分类器模板之间的相似程度,相似程度最大的样本即为目标在当前帧中的位置。

对于单个测试样本 \mathbf{z}_j ,其与分类器模板之间的相似程度可由式(7)计算得到:

$$f(\mathbf{z}) = \mathbf{W}^T \mathbf{z} = \sum_{i=0}^{n-1} k(\mathbf{z}, \mathbf{x}_i) \quad (7)$$

由于所有候选样本均由基样本 \mathbf{z} 循环移位得到,因此转换到傅里叶域后,可通过一次计算得到所有测试样本的响应值 $f(\mathbf{Z})$,Henriques 等人在文献[12]中给出了其解析解:

$$f(\mathbf{Z}) = F^{-1}(\hat{\mathbf{k}}^{xx} \otimes \hat{\partial}) \quad (8)$$

式中: $f(\mathbf{Z})$ 中最大值对应的区域即为目标预测区域。

1.2 感知哈希特征

感知哈希算法在对图像进行处理时,将具有相同感知内容的图像表示唯一地映射为一段数字摘要^[13],并通过计算摘要的匹配程度来实现图像之间的相似性度量。

感知哈希算法主要由生成算法和匹配算法组成,分别定义如下:

$$\text{生成算法: } \mathbf{h} = hGen(\mathbf{I}) \quad (11)$$

式中: \mathbf{I} 为输入图像; $hGen(\cdot)$ 为哈希生成函数; \mathbf{h}

为生成的摘要。

$$d_p = hMatch(\mathbf{h}, \mathbf{h}') \quad (12)$$

式中: \mathbf{h} 和 \mathbf{h}' 分别为 2 幅图像计算得到的摘要值; $hMatch(\cdot)$ 为匹配函数; d_p 为摘要之间的感知距离。

1.3 量子遗传算法

量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, 以下简称 QGA)是在遗传算法^[14-15]基础上进行改进的一种优化算法。

QGA 中量子种群记为 $Q(t) = \{q_i^t, i=1, 2, \dots, N\}$, 其中 t 为种群进化代数, N 为种群数量, q_i^t 为量子染色体, 定义为:

$$q_i^t = \begin{bmatrix} \alpha_1^t & \alpha_2^t & \dots & \alpha_m^t \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \dots & \beta_m^t \end{bmatrix}, i=1, 2, \dots, N \quad (13)$$

式中: m 为量子染色体长度。

QGA 算法的主要优化过程为: 随机产生一个初始种群, 对种群内每一个体使用目标函数计算出相应的适应度, 保留适应度最高的个体, 依据该个体生成量子旋转门, 并对种群进行更新, 种群更新后又进入下一次迭代, 直至满足迭代终止条件, 将最终适应度最高的个体做为算法的输出。

迭代过程中, 对种群进行更新时使用的量子旋转门为:

$$U(\Delta\theta) = \begin{bmatrix} \cos\Delta\theta & -\sin\Delta\theta \\ \sin\Delta\theta & \cos\Delta\theta \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: $\Delta\theta$ 为量子比特向“0”态或者“1”态旋转的角度。因此, 种群由第 t 代至第 $t+1$ 代的进化过程可表示为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_i^{t+1} \\ \beta_i^{t+1} \end{bmatrix} = U(\Delta\theta_i) \begin{bmatrix} \alpha_i^t \\ \beta_i^t \end{bmatrix} \quad (15)$$

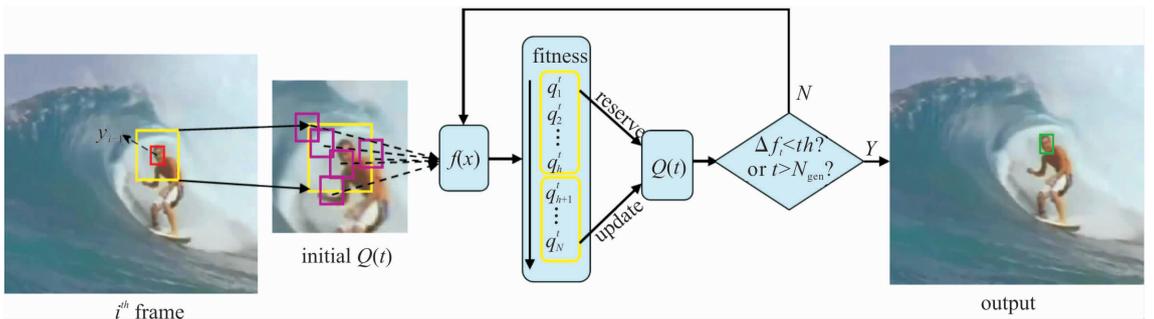


图1 QGA 搜索流程示意图

Fig. 1 Search process diagram of the QGA

红色框为上一帧的跟踪结果, y_{i-1} 为其中心点, 搜索时在以该点为中心、大小为 64×64 的矩形区域(黄色框)内随机生成 N 个初始点, 并以这些点为中心、以检测尺度为大小在输入图像中提取图像块(紫色框), 这些图像块组成初始种群, 然后通过适应度函数 $f(x)$ 计算该种群内所有个体的适应度, 个体适应度的计算过程包括哈希特征的提取与匹配, 得到的匹

2 本文跟踪算法

本文算法在 TLD 框架的基础上, 使用尺度自适应的 KCF 算法作为跟踪模块的跟踪器, 在检测模块中使用感知哈希特征对图像进行描述, 并引入量子遗传算法加快检测速度。

2.1 跟踪模块

为了增强跟踪模块对目标尺度变化的适应能力, 本文算法对跟踪模块进行设计时, 在 KCF 算法的基础上增加了目标尺度预测。KCF 跟踪器对下一帧目标进行跟踪之前, 先根据上一帧跟踪结果在当前帧中选取用于检测的感兴趣区域, 然后采用双线性插值法将其缩放至与滤波器模板同等大小, 对缩放后的检测区域进行循环移位以生成候选样本, 最后通过式(8)计算出各个候选样本与目标模板的相似程度, 相似程度最大的即为跟踪模块的输出结果。

2.2 检测模块

TLD 算法的检测模块采用 2 bit BP 特征对目标进行描述, 该特征提取速度快, 但容易受到噪声的干扰。且对图像进行全局穷搜导致算法的实时性受到影响。因此本文算法针对以上 2 点对检测模块进行了如下改进: 一是将 QGA 作为搜索策略, 二是使用更加鲁棒的感知哈希特征对图像进行描述。

2.2.1 QGA 搜索策略

QGA 具有全局寻优且收敛速度快的优点, 因此本文算法将其作为检测模块的搜索策略。具体的搜索过程见图 1。

配值即为该个体的适应度值。对种群内的个体按照适应度值进行降序排列, 将前 h 个适应度较高的个体保留, 对后 $N-h$ 个适应度较低的个体使用量子旋转门进行更新, 保留的个体与更新后的个体组成新的种群, 并进入下一次迭代, 直至相邻 2 次迭代间种群最佳适应度之差 Δf_i 小于阈值 th 或者迭代次数 t 大于阈值 N_{gen} 时终止迭代, 取搜索范围内适应度最大的个

体所对应的区域为最终的搜索结果。

在不考虑极端情况时,可认为相邻 2 帧间目标的移动是有限的,经过多次实验测试证明,当搜索范围为 64×64 时,能够取得较好的检测效果。

以上为单一尺度下对目标的检测过程,为了增强算法对目标尺度变化的适应能力,在检测时使用多个尺度对目标进行搜索,尺度的设置方法同 TLD 算法,最终将所有尺度下适应度最高的个体所对应的区域作为检测模块的输出。

2.2.2 特征提取

感知哈希特征具有提取速度快且鲁棒性较好的特点,提取步骤描述如下:

Input:搜索框对应的图像块;

Step 1 预处理:若该图像块的面积大于 400 pixel,则将其下采样至其 1/2 大小;

Step 2 分块 DCT 变换:对预处理过后的图像块均匀地分为 4 个小块,分别记为 p_1 、 p_2 、 p_3 和 p_4 ,并对每个子图像块进行 DCT 变换;

Step 3 提取哈希特征:对每个 DCT 系数矩阵提取左上角 4×4 的低频系数,并通过 phash 计算得到对应的感知哈希特征,分别记为 h_1 、 h_2 、 h_3 和 h_4 。

phash 规则:计算矩阵的均值,将大于或者等于均值的系数记为“1”,小于均值的系数记为“0”;

Step 4 特征串联:对 h_1 、 h_2 、 h_3 和 h_4 依次进行串联,得到长度为 64 的一维向量 \mathbf{h} ,该向量即为输入图像的哈希特征值;

Output:感知哈希特征 \mathbf{h} 。

2.2.3 目标模型

算法在初始化检测模块时提取目标特征 h_0 ,得到初始目标模型 $M\{h_0\}$,对目标模型进行更新,为了防止目标模型被“污染”,将当前跟踪结果与目标模型进行匹配,当匹配值大于 0.65 时,新的样本特征 h_i 才能被加入到目标模型中,得到更新后的目标模型 $M = \{h_0, h_1, \dots\}$ 。

2.2.4 特征匹配

对输入图像完成特征提取后,将其与目标模型中的样本特征进行匹配,由于提取的特征是 64 位的二进制字符,因此本文采用汉明距离来计算特征之间的匹配程度。

$$d = HamDis(\mathbf{h}, \mathbf{h}') \quad (17)$$

式中: \mathbf{h} 与 \mathbf{h}' 分别为 2 个哈希特征值; $HamDis(\cdot)$ 为汉明距离计算函数; d 为 2 个特征值之间的汉明距离。

考虑到模型中新加入的样本与当前帧目标最为相似,因此在计算输入图像与目标模型的相似度时,对模型中新的样本赋予较高的权重,而与当前帧相

隔较远的样本赋予较低的权重。

$$Conf = \frac{\sum_{i=0}^k \frac{64 - d_i}{64} \times 1.2^{i-k-1}}{\sum_{i=0}^k 1.2^{i-k-1}} \quad (18)$$

式中: d_i 为输入图像的哈希特征与模型中第 i 个样本的汉明距离; k 为模型中的样本数目, $Conf$ 为输入图像与目标模型的相似度,即为该个体的适应度。

3 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,本文在 Matlab 2014b 和 Visual Studio 2013 平台上对上述算法进行了编程测试,测试的硬件环境为 Intel(R) Core i7 2.8 GHz。实验的测试数据来源于 OTB2013 提供的 50 组视频序列,并且与其他 7 种跟踪性能较好的算法进行了对比,对比算法分别为: CNT^[16]、DLT^[17]、KCF、DSSST^[18]、TGPR^[19]、ASLA^[20]、TLD。

3.1 定性分析

为了更直观地分析本文算法在不同场景下的跟踪效果,选取了 10 组具有代表性的视频用于展示,并从 5 个方面对本文算法进行如下分析:

1) 遮挡。

在 David3 和 Jogging-1 以及 Lemming 视频序列中,目标均存在短时间内被完全遮挡的现象,从图 2(a)、(b)和(c)可以看出,本文算法能够对目标进行持续的跟踪。

2) 尺度变化。

在 doll 视频序列中,目标的尺度发生了较大的变化,从图 2(c)可以看出本文算法的跟踪结果最准确;在 Freeman3 视频目标尺度一直在增大,且目标存在旋转的现象,从图 2(j)可以看到本文算法能够较好地为目标进行准确的跟踪。

3) 运动模糊。

在 Jumping 和 Woman 视频序列中,目标均因快速运动而产生运动模糊,从图 2(d)和图 2(f)可以看出,只有本文算法能够较好地解决运动模糊这一问题。

4) 光照变化。

在 Lemming 视频序列中,场景中存在轻微的光照变化,而在 Skating1 视频序列中,目标在运动过程中经历了较为剧烈的光照变化,从图 2(e)和图 2(h)可以看出,本文算法对光照变化具有一定的适应能力。

5) 低分辨率。

在 Freeman1 和 Freeman3 视频序列中,其被跟踪目标均为低分辨率目标,从图 2(i)和图 2(j)中可以看出,本文算法取得了较好的跟踪效果。



图2 跟踪算法的定性比较

Fig. 2 Qualitative comparison of all the tracking algorithms

3.2 定量分析

为了对本文算法进行定量分析,引入精度曲线和成功率曲线对算法的跟踪性能进行评估,评价时需要用到的2个指标分别为中心位置误差和重叠率。其中,中心位置误差指的是目标跟踪位置与目标真实位置之间的平均欧氏距离,重叠率指的是跟踪目标区域和实际目标区域的交集与并集之比;精度曲线描述的是中心位置误差小于给定阈值的视频帧数占总帧数的比值,成功率曲线描述的是重叠率

大于给定阈值的视频帧数占总帧数的比值,以上计算中目标的真实位置均由数据平台提供。在评估本文算法的精度和成功率时,相应的阈值分别设置为20 pixel和0.5。

图3为本文算法的精度曲线与成功率曲线,可以看出本文算法的精度达到了0.784,成功率达到了0.568,在所有的对比算法中均取得了最优的效果。相对于TLD算法,本文算法在精度和成功率上分别提升了18.7%和14.2%。

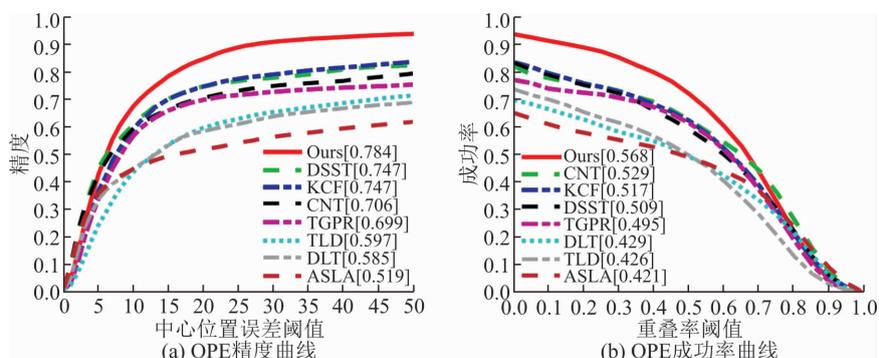


图3 50组视频序列测试结果的精度曲线与成功率曲线

Fig. 3 Precision rate curve and success rate curve of the testing results in 50 groups of video sequence

图 4 和图 5 分别描述的是算法在光照变化 (IV)、尺度变化 (SV)、目标遮挡 (OCC)、目标形变 (DET)、运动模糊 (MB)、快速移动 (FM)、平面内旋转 (IPR)、平面外旋转 (OPR)、目标超出视野 (OV)、背景扰乱 (BC) 和目标分辨率低 (LR) 这 11 种情况下的取得的精度与成功率,可以看出本文算法只有在 DET 和 BC 这 2 种场景下的跟踪性能略差于 KCF 算法,其他 9 种场景下本文算法均取得了最优的跟踪性能。

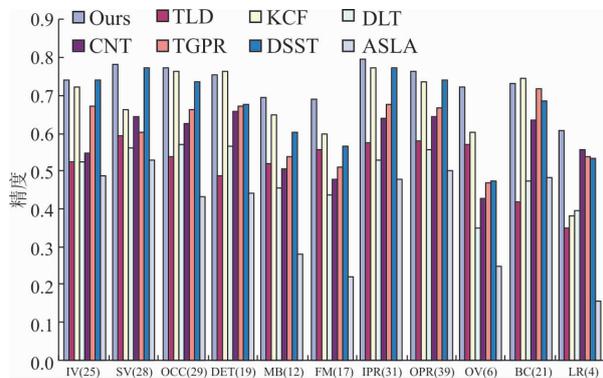


图 4 不同场景下算法的跟踪精度比较

Fig. 4 Tracking precision comparison of all the algorithms in different scenes

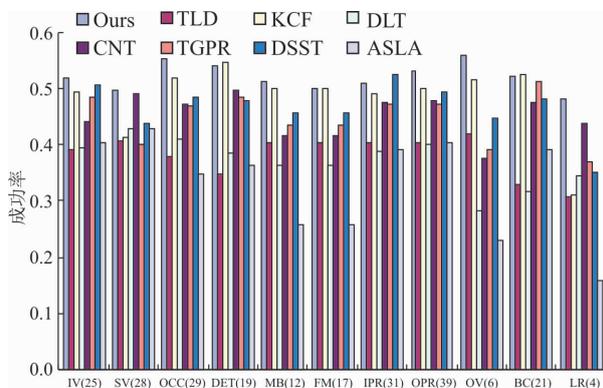


图 5 不同场景下算法的成功率比较

Fig. 5 Success rate comparison of all the algorithms in different scenes

3.3 跟踪速度

从精度与成功率这 2 个方面来考虑,本文算法与基于深度学习的一系列跟踪算法相比较而言,仍存在一定的提升空间,但在跟踪速度方面具有一定的优势。实验结果显示本文算法能取得 21.2 fps 的平均跟踪速度,具有较好的实时性,而基于深度学习的跟踪算法如 CNT 只能达到 5 fps 的平均跟踪速度。

4 结语

本文在 TLD 算法的框架下引入了尺度自适应

的 KCF 跟踪器,在检测模块中使用提取速度快、鲁棒性较好的哈希特征,并以收敛速度快、具有全局寻优能力的 QGA 算法作为检测模块的搜索策略。对本文算法在 OTB2013 的 50 组视频序列上进行了跟踪实验,并依据实验结果分别从定性和定量两个角度对算法的跟踪性能进行了分析,分析结果均表明本文算法在大多数场景下取得了较好的跟踪效果,且本文算法的平均跟踪速度达到了 21.2 fps,具有较好的实时性。

在下一步工作中,将着力解决在对较长的视频序列进行跟踪时,跟踪后期出现速度变慢这一问题,以期取得更好的跟踪性能。

参考文献 (References):

- [1] 侯志强,韩崇昭. 视觉跟踪技术综述[J]. 自动化学报, 2006, 32(4):603-617.
HOU Z Q, HAN C Z. A Survey of Visual Tracking [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(4):603-617. (in Chinese)
- [2] 金泽芬芬,侯志强,余旺盛,等. 多特征博弈的目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(1):50-56.
JIN Z F F, HOU Z Q, YU W S, et al. A Game Theory-Based Multi-Feature Fusion For Object Tracking [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(1):50-56. (in Chinese)
- [3] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking - Learning-Detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [4] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K and MATAS J. Online Learning of Robust Object Detectors during Unstable Tracking [C]//International Conference on Computer Vision Workshops. New York, USA: IEEE, 2010: 1417-1424.
- [5] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K and MATAS J. P-N Learning: Bootstrapping Binary Classifiers by Structural Constraints [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York, USA: IEEE, 2010: 49-56.
- [6] KRISTAN M, MATAS J, LEONARDIS A, et al. A Novel Performance Evaluation Methodology for Single-Target Trackers [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(11): 2137-2155.
- [7] WU Y, LI M J, YANG M H. Online Object Tracking: A Benchmark [C]//Proceedings of the IEEE Computer Science Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2013:

- 2411-2418.
- [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] YUAN J, XU D, XIONG H C, et al. A Novel Object Tracking Algorithm Based on Enhanced Perception Hash and Online Template Matching[C]// International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. New York, USA: IEEE, 2016: 494-499.
- [10] HAN K H, KIM J H. Genetic Quantum Algorithm and Its Application to Combinatorial Optimization Problem[C]// Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation. New York, USA: IEEE, 2000:1354-1360.
- [11] ZHANG G. Quantum-Inspired Evolutionary Algorithms: A Survey and Empirical Study[J]. Journal of Heuristics, 2011, 17(3):303-351.
- [12] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting The Circular Structure of Tracking-by-Detection with Kernels[C] //Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision. New York, USA: ACM Press, 2012: 702-715.
- [13] 潘辉, 郑刚, 胡晓惠, 等. 基于感知哈希的图像内容鉴别性能分析[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(7):925-931.
- PAN H, ZHENG G, HU X H, et al. Performance Analysis of Image Content Identification on Perceptual Hash[J]. Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics, 2012, 24(7):925-931. (in Chinese)
- [14] 张善文, 刘建都, 韩小斌. 基于遗传算法的一种数据拟合方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2007, 8(1):66-72.
- ZHANG S W, LIU J D, HAN X B. A Data Fitness Method Based on Genetic Algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2007, 8(1): 66-72. (in Chinese)
- [15] JAKOBS S. On Genetic Algorithm for the Packing of Polygons[J]. European Journal of Operational Research, 1996, 88(1): 165-181.
- [16] ZHANG K H, LIU Q S, WU Y, et al. Robust Visual Tracking via Convolutional Networks Without Training[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2104, 25(4): 1779-1792.
- [17] WANG N Y, YEUNG D Y. Learning A Deep Compact Image Representation for Visual Tracking[C] // Proceedings of the 26th International Conference on Netural Information Processing Systems. Lake Tahoe Nevada: ACM, 2013:809-817.
- [18] ZHANG B H, LU H C, XIAO Z Y, et al. Visual Tracking via Discriminative Sparse Similarity Map [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2014, 23(4): 1872-1881.
- [19] GAO J, LING H B, HU W M, et al. Transfer Learning Based Visual Tracking with Gaussian Processes Regression[M]. [S. l.]: Springer International Publishing, 2014:188-203.
- [20] JIA X, LU H C, Yang M H. Visual Tracking via Adaptive Structural Local Sparse Appearance Model [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2012: 1822-1829.

(编辑: 徐楠楠)