

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2313501

基于改进 TLD 的运动目标跟踪算法研究*

朱代先¹ 阮小曼¹ 刁弘伟¹ 刘佳² 刘树林³(1. 西安科技大学通信与信息工程学院 西安 710600; 2. 西安科技大学理学院 西安 710600;
3. 西安科技大学电气与控制工程学院 西安 710600)

摘要: 针对 TLD 目标跟踪算法在实际跟踪过程中会受到遮挡、旋转、运动模糊等问题的影响,提出了一种改进的 TLD 算法,在跟踪模块中引入改进 FAST 角点算法,并在检测模块中建立随机切块的数据增强方法下的正样本库,引入旋转不变 LBP 算法,设计了一个旋转不变性的分类器。跟踪模块的改进不仅保证了算法的准确度,还提升了算法的实时性。检测模块的改进使得 TLD 算法即使在运动目标部分被遮挡或发生形态改变的情况下依旧有很好的跟踪效果。对数据集 OTB-2013 进行实验验证发现,本文算法与其他 5 种算法相比,不仅跟踪精确度高、运行速度快,还能有效提高运动目标被遮挡时的跟踪效果。

关键词: TLD 算法;目标跟踪;FAST 角点;LBP 算法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Moving target tracking based on improved TLD algorithm

Zhu Daixian¹ Ruan Xiaoman¹ Diao Hongwei¹ Liu Jia² Liu Shulin³(1. College of Communication and Information Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600, China;
2. College of Science, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600, China;
3. College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600, China)

Abstract: Aiming at the TLD target tracking algorithm is affected by the problems of occlusion, rotation and motion blur in the actual tracking process, an improved TLD algorithm is proposed, and an improved FAST corner point algorithm is introduced in the tracking module, as well as a positive sample library under the data enhancement method of randomly cut blocks in the detection module. A rotation invariant LBP algorithm is introduced to design a classifier with rotation invariance. The improvement of the tracking module not only ensures the accuracy of the algorithm, but also improves the real-time performance of the algorithm. The improvement of the detection module allows the TLD algorithm to track well even when the moving target is partially obscured or has changed its shape. Experimental verification of the data set OTB-2013 reveals that the algorithm in this paper not only has high tracking accuracy and fast running speed compared with other five algorithms, but also can effectively improve the tracking effect when the moving target is obscured.

Keywords: TLD algorithm; target tracking; fast corner; LBP algorithm

0 引言

近年来,机器视觉的发展迅速且应用广泛,其中对于运动目标的识别跟踪一直是机器视觉领域最热门的方向之一。运动目标的识别跟踪技术在生活中具有巨大的实用价值,在汽车自动驾驶、视频监控、航空导航等领域都有广泛的应用^[1]。目前主流的运动目标跟踪算法有基于相关滤波的跟踪算法,如 MOSSE (minimum output sum square

error)^[2]、核相关滤波 KCF/DCF^[3]、CSK (exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels)^[4]、自适应扩展卡尔曼滤波 (adaptive extended Kalman filter, ACKF)^[5] 等,这些算法发展较为成熟,且运行速度快,跟踪精度高。但这类算法在目标丢失后,很难再继续跟踪目标。还有基于机器学习的目标跟踪方法,如 CT (computed tomography)^[6]、多示例学习 (multiple instance learning, MIL)^[7]、TLD (tracking-learning-detection)^[8] 算

收稿日期:2023-04-27

* 基金项目:陕西省重点研发计划(2021GY-338)、西安市科技局计划项目(21RGSF0017)资助

法等。TLD 算法是一种在线学习算法,将跟踪器、检测器和学习器相结合来提升算法的性能,能够长时间有效的跟踪运动目标。

TLD 算法一经提出就得到了学者的广泛关注,Sharma 等^[9]将 TLD 算法拓展到多目标的运动跟踪任务中,Dong 等^[10]引入快速视网膜关键点特征来改进跟踪模块,有效的减少了光照变化对跟踪效果的影响。Zanina 等^[11]使用粒子滤波跟踪方法替代 TLD 算法中的跟踪模块,有效提升运动目标发生旋转,尺度变换等情况下的跟踪精度,但算法的跟踪速度确有所降低。Park 等^[12]采用一种无监督竞争学习算法优化了检测模块的分类器。郭已秋^[13]提出自适应方差阈值调节的方法,提高了算法的实时性。徐攀等^[14]在 TLD 跟踪算法的基础上提出了一种基于支持向量机分类器的方法提高算法的鲁棒性及实时性。虽然已经有许多学者针对 TLD 算法提出了改进,但是该算法在跟踪过程中受遮挡、旋转、运动模糊等因素的影响,在目标部分被遮挡或形态发生改变时,可能会无法跟踪目标,并且该方法的实时性相对较差。

针对上述问题,本文提出了改进的 TLD 算法,在跟踪模块中引入 FAST 角点^[15]作为特征点并使用两轮角点筛选来减少特征点的数量,这不仅提高了计算效率和运行速度还提高了特征点选取的准确性。其次在检测模块中建立随机切块的数据增强方法下的正样本库,通过高斯噪声处理和仿射变换生成正负样本,并引入旋转不变特征描述子对样本库进行实时更新。将 LBP(local binary patterns)算法^[16-17]和圆投影向量相结合设计了基于旋转不变性的分类器模型来增强原始分类器的分类效果,提高运动目标在被遮挡、旋转等情况下的正确跟踪率。实验结果表明,改进后的 TLD 算法不仅提高了准确性和实时性,在运动目标被遮挡、发生旋转及运动模糊的情况下仍保证了较好的跟踪效果。

1 TLD 跟踪算法分析

TLD 算法主要由 3 个模块构成,分别是跟踪器、检测器和学习器^[18]。算法原理如图 1 所示。

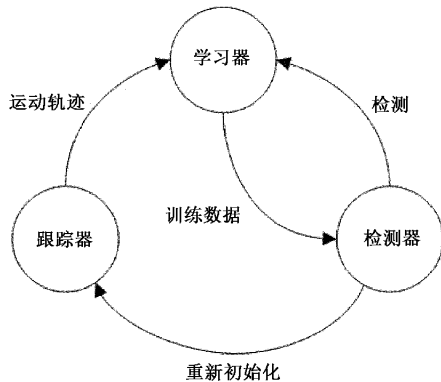


图 1 TLD 算法原理

TLD 算法首先通过跟踪器对运动目标在上一帧的位置来预判当前帧的位置,如果目标被大量遮挡或者消失,跟踪器就会失效。其次,检测器对每一帧图像进行扫描并对特征值进行检测分类,找到与目标物体外观类似的区域,并把它们和背景区域分类为正样本与负样本传送至学习器。学习器通过训练和学习找到当前可置信度最高的位置作为输出目标位置,并将此输出结果更新跟踪器的初始位置。学习器同时不断地对检测器进行评估,获取误差并实时更新修正检测器,保证检测器中目标物体的特征点实时更新。具体实现过程如图 2 所示。

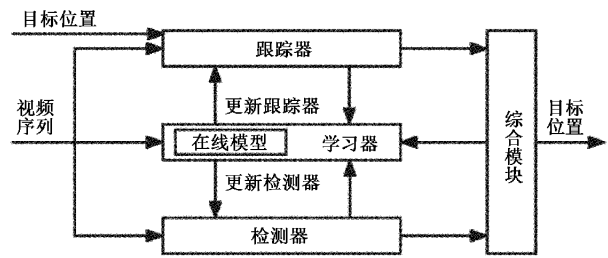


图 2 TLD 算法实现框图

跟踪模块^[19]是在中值光流法^[20]的基础上加入跟踪检测失败算法。通过对物体在当前的目标框中选取相应特征点,结合光流法来跟踪预测特征点下一帧的位置。再通过光流法对特征点进行反向跟踪,预测下一帧到当前帧的位置。对所有特征点的误差进行比较,选出较小的一半为最佳跟踪点作为下一帧目标跟踪框的位置。

检测模块^[21]采用级联分类器的方式对样本进行过滤,由方差分类器、集成分类器和最近邻分类器组成。方差分类器对图像初始框和各搜索框的像素点的灰度值进行方差计算,然后对所有方差小于初始框像素点方差一半值的搜索框记为负样本滤除。余下的样本再进入集成分类器进行检测。集成分类器由若干个基本分类器组成,每个基本分类器相当于一颗决策树,构成随机森林。最近邻分类器通过计算样本的相似度来判断图像块是否为正样本,若相似度小于阈值,则剔除样本。若判定为正样本,则输出相关位置作为目标框的最终位置。最近邻分类器还会对在线模型的样本库进行更新,在样本库数量保持不变的情况下随机增加剔除正样本。

学习模块^[22]主要由以下 3 个功能组成:1)初始化各分类器;2)实时更新在线模型里的正样本库;3)训练检测器中的集成分类器和最近邻分类器。学习器采用 P-N 学习来识别、更正负样本,进而更新样本库,减少检测器在检测过程中产生的误差。

2 改进 TLD 算法

TLD 算法是融合了在线学习机制的目标跟踪算法,对运动目标有长期稳定的跟踪能力,但是光照条件发生改变,运动目标出现遮挡,运动目标发生旋转等情况下算法的稳

定性大大降低,跟踪目标容易丢失。因此本文对 TLD 目标跟踪算法做出改进,在跟踪模块中,跟踪器采用改进 FAST 角点作为特征点进行跟踪,能有效的提升运行速度,保证实时性。在检测模块中,引入基于旋转不变性的 FHP 分类器,该分类器有效的将 LBP 算法与 TLD 算法结合,减少了旋转影响下的跟踪漂移和跟踪失败的概率。

2.1 基于改进 FAST 角点光流法的跟踪器

FAST 角点算法通过判断图像中某一个像素点 P 与其为中心的邻域的 16 个像素点的灰度值作比较,若存在 x 个连续的像素点的灰度值大于这个像素点 P 的灰度值加阈值或小于该灰度值减阈值时,就判定像素点 P 为特征点。如图 3 所示,设 P 点的灰度值为 $I(p)$,周围像素点的灰度值为 $I(x)$,若 $I(x) > I(p) + t$ 或 $I(x) < I(p) - t$ 时, P 点为特征点。

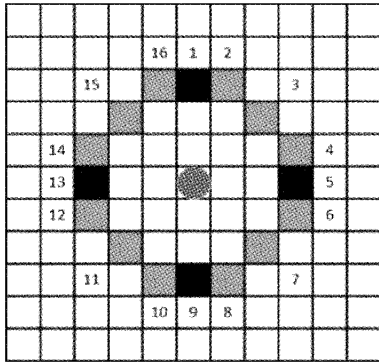


图 3 FAST 角点算法原理图

传统 FAST 角点检测通过遍历像素点邻域周围 16 个像素点来判别特征点^[23],计算效率低。改进后的 FAST 角点算法先对图像内像素点方位 1,5,9 和 13 这 4 点的灰度值判别,做第一轮筛选。再对筛选后的点做完整的 FAST 角点检测,此时得到的角点即为目标特征点。具体步骤为:首先计算方位 1 和 9 的灰度值,若满足灰度值大于像素点灰度值加阈值或小于像素点灰度值减阈值时,再检测方位 5 和 13 的灰度值,若满足 4 个方位点中至少存在 3 个的灰度值都大于 $I(p) - t$ 或 $I(p) + t$ 都小于 $I(p) - t$ 时,将该点判定为候选角点,再对所有的候选角点进行完整的 FAST 角点检测,经过 2 轮筛选后的角点就是所需的目标特征点。

改进后的 FAST 角点算法使用两轮角点筛选,第 1 轮筛选就可以剔除图像中大多数非角点的像素点,第 2 轮筛选在候选角点中进行小阈值筛选,不仅大大的提高了特征点选取的运算效率,还提高了特征点选取的准确性。TLD 算法的跟踪模块就是基于选取的特征点采用 L-K 光流法跟踪,改进后的 TLD 算法运算速度快,有较好的实时性和稳定性。

2.2 基于旋转不变性的分类器

基于旋转不变性的分类器由采用仿射变换生成的少量

旋转物体及背景图像作为正负样本库,再融入旋转不变特征描述子进行在线学习,持续更新旋转形态的目标模型。

1) 分类器目标模型样本库的建立

样本库由已知的正负样本组成,包括运动物体本身和背景信息,目标模型内的样本越多,分辨器的识别能力就越高。初始阶段时,初始帧框选中的运动目标图像的一系列经过旋转仿射变换产生的样本图像组成正样本。由于实际追踪中,运动物体图像难免会有各种的噪声干扰和视频模糊影响。所以我们对旋转仿射样本添加方差为 δ^2 ($\delta^2 \leq 0.05$) 的高斯噪声,并对图像进行一定程度的模糊平滑处理。经过 m 次的仿射变换 ($m = 20$, 旋转角度 $\theta \leq 5^\circ$),产生 m 个不同的运动目标图像,记为正样本。从滑动窗口扫描生成的图像块中,随机挑选 n ($n = 50$) 个和运动目标重叠度小于 0.2 的图像块,记为负样本。

同时运用随机切块的数据增强方法^[24],在样本图片中随机放置适当比例的遮挡区域,模拟运动目标被遮挡的情况。随机切块的数据增强方法具体是在初始阶段正样本图像的外接矩形框内的任意点上,基于每个点生成指定大小的纯色模块,为了避免随机切块数据增强过程不破坏目标的关键信息,将遮挡区域大小设置为初始阶段正样本图像的外接矩形框大小的 1/10。效果如图 4 所示。将得到的图像记为正样本加入样本库中。



(a) 原始图像

(b) 切块处理图像

图 4 随机切块处理效果图

由于运动目标在不断的移动,其外观也会随之进行相应的改变,所以分类器的样本库也需要不断地更新正负样本目标模型。以下引入旋转不变特征描述子对样本库进行实时更新。

2) 旋转不变模式 LBP 算法

LBP 算法是一种描述图像局部纹理特征的算法,它具有旋转不变性和灰度不变性的特点。在图像产生旋转时,该方法对图像特征的描述具有较高的稳定性。LBP 算法的原理为:当求解某像素点的 LBP 值时,以该像素点为中心取临近 8 个位置的像素点的灰度值,并依次与中心点的灰度值作比较,当灰度值比中心点的高时,该位置就标记 1,比中心点低的位置标记 0。按选取点的顺序得到 1 个二进制数,对应的十进制数就是该中心点的 LBP 值。传统 LBP 算法取样范围为中心点最近邻域的 8 个像素点的矩形区域,适应性不高。故本文采取圆形 LBP 算法,选取以中心点为圆心半径为 R 的圆形范围内的像素点来计算中心点的 LBP 值。计算公式为:

$$\begin{cases} x_n = x + R \cos 2\pi n / N \\ y_n = y + R \sin 2\pi n / N \end{cases} \quad (1)$$

式中: (x, y) 和 (x_n, y_n) 表示中心点和采样点的坐标, R 表示采样圆形的半径, N 表示采样点总个数。

旋转不变性的 LBP 算法是在圆形 LBP 算法的基础

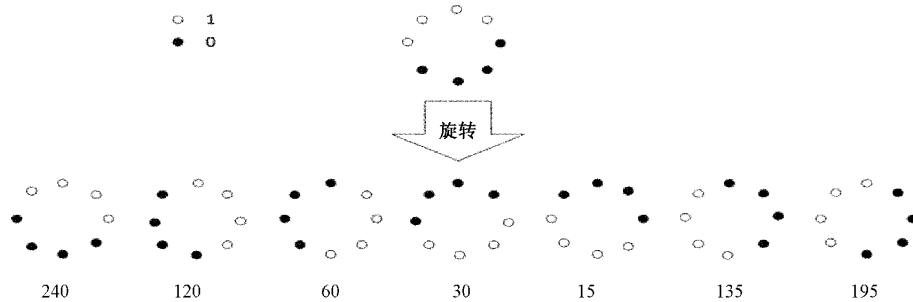


图 5 旋转不变模式 LBP 原理

3) 圆投影向量

圆投影向量是指将像素点的坐标转换至极坐标, 再从极坐标系中提取圆投影向量。设定半径为 r 的圆投影值 $P(r)$, 其计算公式如下:

$$P(r) = \sum_{\theta=0}^{2\pi} T(r, \theta) \quad 0 \leq r \leq R \quad (2)$$

式中: (r, θ) 为像素点对应的极坐标, $T(r, \theta)$ 为像素点的像素值, R 为图像最大内切圆的半径, $r = \sqrt{(i - i_0)^2 + (j - j_0)^2}$ 。

投影采用圆形结构, 故在图像转动的过程中, 圆投影

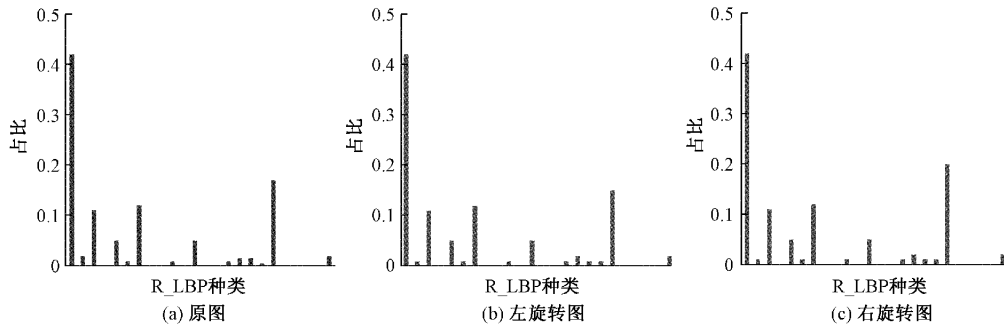


图 6 R_LBP 归一化直方图

旋转不变特征描述子由 R_LBP 归一化直方图(H 特征)和圆投影向量(P 特征)一同组成, 用来判别分类样本为运动目标或是背景。通过计算和运动目标模型的相似度进行分类, 设该目标模型下的相似度为 W_{HP} , 由于 H 特征和 P 特征的旋转不变性, 故只需要与样本库中最新的正样本模型使用 NCC 归一化互相关系数公式计算相似度, R_LBP 归一化直方图特征的相似系数和圆投影向量相似系数的计算公式下:

$$R_{II} = \frac{\sum_{bin=bin_1}^{bin_N} [H_T(bin) - \bar{H}_T] \times [H_S(bin) - \bar{H}_S]}{\sqrt{\sum_{bin=bin_1}^{bin_N} [H_T(bin) - \bar{H}_T]^2} \times \sqrt{\sum_{bin=bin_1}^{bin_N} [H_S(bin) - \bar{H}_S]^2}} \quad (4)$$

上进行拓展, 首先计算圆形范围的 LBP 值, 再对该圆形范围进行旋转, 旋转 P 次后对应的 LBP 值为 $\{l_1, l_2, \dots, l_p\}$, 选择其中最小的 LBP 值作为该圆形范围的 LBP 值, 记作 R_LBP。如图 5 为八采样点旋转不变模式 LBP 原理。

值保持不变, 即 $P(r)$ 是一个旋转不变量。对每个半径 r 求解圆投影值, 获得图像的圆投影向量如下:

$$P = [p(r_1), p(r_2), p(r_3), \dots, p(r_R)] \quad (3)$$

4) 分类器决策模型构建

根据上文的旋转不变性 R_LBP 算法和圆投影向量共同构建旋转不变特征描述子, 再将该描述子与最近邻分类器中的相似度算法(F 特征)相结合, 共同构成旋转不变性分类器的决策模型。

对运动目标的旋转图做 R_LBP 处理, 再对其获取归一化直方图如图 6 所示, 各归一化直方图的分布特征基本一致。

式中: $\bar{H}_S = \sum_{bin=bin_1}^{bin_N} H_S(bin) / N$, $\bar{H}_T = \sum_{bin=bin_1}^{bin_N} H_T(bin) / N$, R_H 表示 R_LBP 归一化直方图特征的相似系数, N 表示归一化直方图中 bin 的数量。

$$R_P = \frac{\sum_{r=0}^R [P_T^*(r) - \bar{P}_T^*] \times [P_S^*(r) - \bar{P}_S^*]}{\sqrt{\sum_{r=0}^R [P_T^*(r) - \bar{P}_T^*]^2} \times \sqrt{\sum_{r=0}^R [P_S^*(r) - \bar{P}_S^*]^2}} \quad (5)$$

式中: $\bar{P}_S^* = \sum_{r=0}^R P_S^*(r) / R + 1$, $\bar{P}_T^* = \sum_{r=0}^R P_T^*(r) / R + 1$, R_P 为圆投影向量相似系数。

相似度 W_{HP} 综合 R_LBP 归一化直方图特征的相似系数 R_H 和圆投影向量相似系数 R_P 来判别, 对 R_H 和 R_P 设

置相对应的分类阈值 θ_H, θ_P 。若 $R_H > \theta_H$, 判定此样本在 H 特征下为运动目标, 反之则判定为背景。若 $R_P > \theta_P$, 判定此样本在 P 特征下为运动目标, 反之则判定为背景。当 H 特征和 P 特征都判定样本为运动目标或是背景时, 即旋转不变特征描述子判定样本是目标或背景。当 H 特征和 P 特征中一个判定样本为运动目标, 另一个判定为背景时, 即旋转不变特征描述子判定样本为不确定种类。

将相似度 W_{HP} 与最近邻分类器 F 特征相结合组成 FHP 分类器决策模型, 先通过 F 特征对样本分类, 若分类器将样本判别为背景, 则认为运动目标发生旋转导致识别错误。此时, 根据旋转不变性特征描述子对样本重新判别样本, 判断该样本是旋转后的运动目标还是背景。

3 实验结果与分析

本文实验在 3.2 GHz AMD Ryzen7 5800H CPU 运行环境下, 使用 MATLAB R2017b、Visual Studio 2017 和 OpenCV4 联合编程。选用数据集 OTB-2013, 数据集 OTB50 及数据集 VB100 进行实验。为了验证本文提出的改进算法, 以下对运动目标被遮挡及运动目标外观形态变化的情况进行实验跟踪。

引入精准度、成功率和运行速率这 3 种评估指标对算法性能进行度量。精准度指标 Pr 定义为距离差值下的正确跟踪目标帧数占视频总帧数的比例。在图像序列中跟踪的中心位置与目标的中心位置之差小于给定阈值时, 定义为正确跟踪目标帧, 阈值通常设置为 20。对于目标跟踪来说, 精准度 Pr 越大, 跟踪性能越好。其计算公式如下:

$$CLE = \text{dis}(P_1, P_2) \quad (6)$$

$$f = \begin{cases} 1, & CLE \leq d \\ 0, & CLE > d \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{Pr} = \sum_{i=1}^N f / N \quad (8)$$

式中: CLE 为一帧的中心位置差值, d 为给定的阈值, N 为视频序列中的总帧数, P_1 和 P_2 分别表示跟踪的中心位置和目标的中心位置, $\text{dis}(\cdot)$ 表示两点之间的欧几里得距离。

成功率指标 Sr 定义为相交区域下的正确跟踪目标帧数占视频总帧数的比例。在图像序列中的跟踪框与标准框的相交区域面积和相并区域面积的比值大于给定的阈值时, 即判定当前帧为正确跟踪目标帧, 阈值通常设置为 0.5。成功率 Sr 越高表明跟踪效果越好。其计算公式如下:

$$\text{VOR} = \frac{\text{Area}(B_T \cap B_G)}{\text{Area}(B_T \cup B_G)} \quad (9)$$

$$\text{Sr} = \begin{cases} 1, & \text{VOR} \geq d \\ 0, & \text{VOR} < d \end{cases} \quad (10)$$

式中: VOR 为一帧的相交区域相并区域面积比, B_T 和 B_G 分别为当前帧的跟踪区域和标准的目标区域, d 为给定的阈值。

运行速率指标使用帧/s(FPS)表示。

图 7 为运动目标部分被遮挡情况下, 传统 TLD 算法对运动目标跟踪的实验结果图, 可以明显看出, 传统的 TLD 算法在运动目标部分被遮挡时, 其外接矩形框发生严重的偏移, 跟踪效果受到较大影响。图 8 为运动目标部分被遮挡情况下使用改进后的 TLD 算法跟踪得到的结果。可以看出即使运动目标被部分遮挡, 本文算法也可以有效稳定的跟踪运动目标。



(a) 数据集 VB100 第 5 帧 (b) 数据集 VB100 第 25 帧

图 7 传统 TLD 算法跟踪结果



(a) 数据集 VB100 第 5 帧 (b) 数据集 VB100 第 25 帧



(c) 数据集 VB100 第 26 帧 (d) 数据集 VB100 第 28 帧

图 8 改进 TLD 算法的运动目标跟踪结果(1)

图 9 为运动目标旋转导致外观形态发生改变的情况下, 使用本文提出的改进 TLD 算法得到的实验结果图。可以看出即使运动目标在旋转, 运动模糊等外观形态变化的情况下本文算法仍能保持对运动目标稳定跟踪。

如图 10 所示为本文算法及其他 5 种算法对数据集 OTB-2013 实验的跟踪精准度曲线。结合图 10 和表 1 可以看出 ORIA 算法和 CT 算法在中心位置误差阈值提高时, 精准度上升速度最快, 但是 ORIA 算法的实时性差, CT 算法的平均精度相对较低。Struck 算法和 MIL 算法的精准度表现一般。本文提出的改进后的 TLD 算法较原始 TLD 算法相比性能更加优秀, 在中心误差阈值定为 20 之后精准度与 ORIA 算法相当, 且实时性更好。本算法对跟踪框架做改进, 检测器不断反馈数据修正跟踪器来对跟踪结果进行修正, 不会造成跟踪误差累积, 提升了算法检测的精准度。

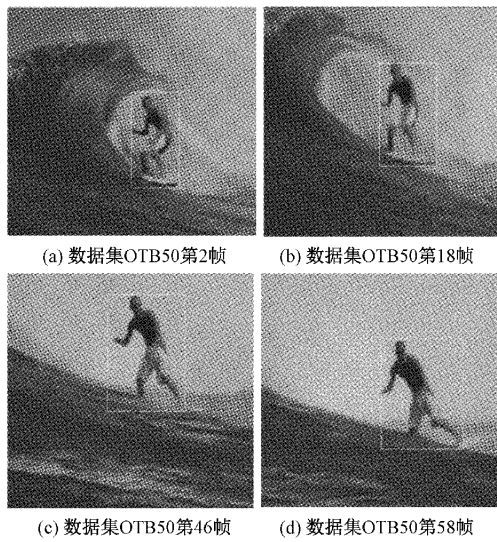


图 9 改进 TLD 算法的运动目标跟踪结果(2)

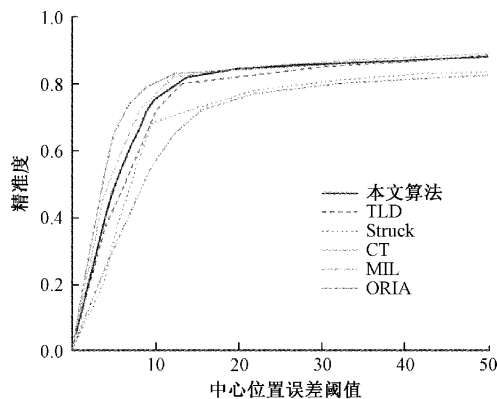


图 10 改进 TLD 算法性能比较

表 1 主流跟踪算法对比

算法	MAP/% (平均精度均值)	FPS	CLE	VOR
Struck	61.2	10.8	50.5	0.47
CT	49.6	51.1	26.2	0.61
MIL	47.5	29.5	62.7	0.36
ORIA	55.7	13.4	22.3	0.53
TLD	58.8	22.4	44.1	0.48
本文算法	60.7	30.6	44.8	0.51

从表 1 可以看出,Struck 算法平均精度均值最高,达到 61.2%,但其帧率只有 10.8,无法满足实时跟踪的要求。CT 算法的帧率较高能够达到 51.1 fps,但其平均精度均值较低只有 49.6%,跟踪效果相对较差。传统的 TLD 算法虽然稳定性和准确性得以保障,但算法的帧率只有 22.4 fps,在输入视频帧率为 25 帧情况下无法进行实时跟踪。本文提出的改进 TLD 算法不仅结合了以上两种算法的优点,还提高了算法的平均帧率,达到 30.6 fps,克服了

输入视频为 25 帧情况下的实时跟踪问题。本文算法通过改进 FSAT 角点对跟踪器进行优化,不仅提高了平均精确度,并且运行速度快,算法实时性得到有效提升。

从图 11 可以看出多数算法在目标跟踪遮挡系数较小时,跟踪成功率较高,但随着遮挡系数的不断增加,跟踪成功率也在快速下降。而 TLD 算法的跟踪框架不断反馈学习修正结果,使得 TLD 算法即使在遮挡系数不断上升的情况下仍具有较好的跟踪效果。本文提出的改进 TLD 算法对跟踪框架的跟踪模块和检测模块进行改进,可以看出改进后的算法整体的跟踪成功率都高于其他算法,在运动目标被遮挡时仍能长时间的稳定跟踪目标。

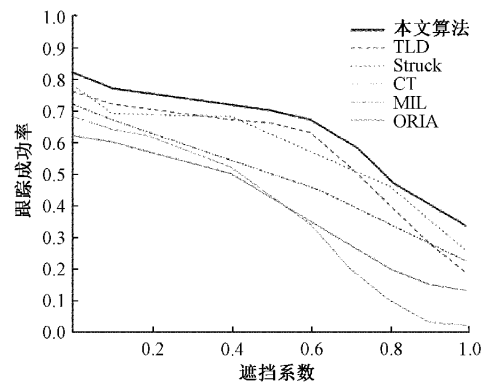


图 11 遮挡系数与跟踪成功率对比

4 结 论

针对 TLD 算法中运动目标部分或完全被遮挡,运动目标发生旋转或运动模糊时跟踪正确率和实时性低的问题做出了有效改善。本文分别对 TLD 算法中跟踪器模块和检测器模块引入改进 FAST 角点算法和旋转不变 LBP 算法,设计了一个旋转不变性的分类模型,融入运动目标模糊和旋转样本,不仅提高了跟踪算法的准确性,还提升了算法的实时性,同时有效解决了运动目标部分被遮挡或发生旋转等外观变化的情况下的跟踪失效的问题,使得 TLD 算法能够更加实时稳定地跟踪运动目标。

参考文献

[1] 李均利,尹宽,储诚曦,等. 视频目标跟踪技术综述[J]. 燕山大学学报,2019,43(3):251-262.

[2] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]. Proceedings of the 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2010: 2544-2550.

[3] LIANG H G, GAO D M, LI J W, et al. Improved target tracking algorithm based on kernelized correlation filter[J]. Journal of Electronic Imaging, 2019, 28(2): 3550.

[4] YAN H, XIE M, WANG P, et al. Kernel-correlated

- filtering target tracking algorithm based on multi-features fusion [J]. IEEE Access, 2019, 7: 96079-96084.
- [5] 张华, 刘建军, 王丽佳, 等. 自适应核相关滤波的运动目标跟踪[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(5): 21-25.
- [6] LIU Q S, YANG J, ZHANG K H, et al. Adaptive compressive tracking via online vector boosting feature selection[J]. IEEE transactions on cybernetics, 2017, 47(12): 4289-4301.
- [7] HUANG K N, SHI N, ZHAO F Q, et al. Multiple instance deep learning for weakly-supervised visual object tracking [J]. Signal Processing: Image Communication, 2020, 84: 115807.
- [8] WANG J Y, HOU Z Q, YU W S, et al. An improved TLD algorithm with selective detection[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1168(5): 052053.
- [9] SHARMA S N, KHACHANE A, MOTWANI D. Multi-object tracking using TLD framework [C]. IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information and Communication Technology(RTEICT), IEEE, 2016: 1766-1769.
- [10] DONG E, DENG M, TONG J, et al. Moving vehicle tracking based on improved tracking-learning-detection algorithm[J]. IET Computer Vision, 2019, 13(8): 730-741.
- [11] ZANINA M A, PAVLOV V A, ZAVJALOV S V, et al. TLD object tracking algorithm improved with particle filter [C]. International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), 2018: 1-4.
- [12] PARK E, JU H, JEONG Y M, et al. Tracking-learning-detection adopted unsupervised learning algorithm[C]. Seventh International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE), IEEE, 2015: 234-237.
- [13] 郭巴秋. 基于 TLD 的粒子群目标跟踪理论与应用技术研究[D]. 长春: 中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所), 2019.
- [14] 徐攀, 齐文宗. 一种改进的 TLD 跟踪算法研究[J]. 计算机仿真, 2022, 39(4): 312-315.
- [15] 王蒙, 戴亚平. 基于 FAST 角点检测的局部鲁棒特征[J]. 北京理工大学报, 2013, 33(10): 1045-1050.
- [16] 孙伟, 赵玉普. 增强旋转不变 LBP 算法及其在图像检索中的应用[J]. 计算机科学, 2019, 46(7): 263-267.
- [17] 刘文婷, 卢新明. 基于 LBP 和 HOG 特征分层融合的一步态识别[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(24): 168-175.
- [18] QI Y F, ZHANG P. The Tracker with online training based on the TLD algorithm[J]. Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, 2017, 296: 76-81.
- [19] XU T Y, FENG Z H, WU X J, et al. Learning adaptive discriminative correlation filters via temporal consistency preserving spatial feature selection for robust visual object tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2019, 28(11): 5596-5609.
- [20] 陈戈, 董明明. 基于特征点检测与光流法的运动目标跟踪算法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(12): 214-219.
- [21] LI M, TAN T N, CHEN W, et al. Efficient object tracking by incremental self-tuning particle filtering on the affine group [J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2012, 21(3): 1298-1313.
- [22] LI B, XIE W X, ZENG W J, et al. Learning to update for object tracking with recurrent meta-learner [J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2019, 28(7): 3624-3635.
- [23] 朱代先, 吴栋, 刘树林, 等. AKAZE 结合自适应局部仿射匹配的视差图像特征匹配算法[J]. 应用光学, 2021, 42(6): 1048-1055.
- [24] DEVRIES T, TAYLOR G W. Improved regularization of convolutional neural networks with CutOut [J]. ArXiv Preprint, 2017, ArXiv: 1708. 04552.

作者简介

朱代先(通信作者), 博士研究生, 副教授, 主要研究方向为智能机器人、机器视觉等。

E-mail: zhudaixian@xust.edu.cn

阮小曼, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: 1185617112@qq.com

刁弘伟, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: rxmq1128@163.com

刘佳, 博士, 副教授, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理。

E-mail: 453256673@qq.com

刘树林, 博士, 教授, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理。

E-mail: lsgma@163.com