

基于二值特征和结构化输出支持向量机的目标快速跟踪算法

李新叶*, 孙智华, 陈明宇

(华北电力大学 电子与通信工程系, 河北 保定 071003)

(* 通信作者电子邮箱 lxyjh@126.com)

摘要:复杂场景下基于判别式分类器的目标跟踪通常采用复杂的外观表示模型以提高跟踪精度,但影响了算法的实时性。为此,提出一种基于半色调的二值特征来描述目标的外观,在此基础上对结构化输出支持向量机(SVM)的核函数进行改进,实现了判别模型的快速更新和判别;同时提出一种基于分块匹配的判别模型更新策略,保证了跟踪过程中样本的可靠性。在 Benchmark 数据集上进行的测试实验中,与压缩跟踪(CT)算法、跟踪学习检测(TLD)算法和核化的结构化输出跟踪(Struck)算法相比,在跟踪速度上,该算法分别提高了0.2倍、4.6倍、5.7倍;在跟踪精度上,当重叠率阈值取0.6时,该算法的成功率达到0.62,而其他三种算法的成功率均在0.4以下,当位置误差阈值取10时,该算法的精度为0.72,而其他三种算法精度均小于0.5。实验结果表明该算法在发生光照变化、尺度变化、严重遮挡和突变运动等复杂情况下均具有很好的鲁棒性和实时性。

关键词:目标跟踪;结构化输出;二值特征;支持向量机;判别模型

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Fast algorithm for object tracking based on binary feature and structured output support vector machine

LI Xinye*, SUN Zhihua, CHEN Mingyu

(Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China)

Abstract: The object tracking algorithm based on discriminative classifier usually adopts complex appearance model to improve the tracking precision in complex scenes, which relatively influences the real-time performance of tracking. To solve this problem, a binary feature based on halftone was proposed to describe the object appearance and the kernel function of structured output Support Vector Machine (SVM) was improved, so as to realize fast updating and discriminating of discriminative model. In addition, a discriminative model updating strategy based on part matching was proposed, which can ensure the reliability of the training samples. In the experiments conducted on Benchmark, compared with the three algorithms including Compressive Tracking (CT), Tracking Detection Learning (TLD) and Structured Output Tracking with Kernels (Struck), the proposed algorithm had better performance in tracking speed with the increases of 0.2 times, 4.6 times and 5.7 times respectively. On the aspect of tracking precision, when overlap rate threshold was set to 0.6, the success rate of the proposed algorithm reached 0.62, which was higher than the success rates of the other three algorithms that were all less than 0.4; when the position error threshold was set to 10, the precision of the proposed algorithm reached 0.72, while the precisions of the other three algorithms were all less than 0.5. The experimental results show that the proposed algorithm obtains good robustness and real-time performance in complex scenes, such as illumination change, scale change, full occlusion and abrupt motion.

Key words: object tracking; structured output; binary feature; Support Vector Machine (SVM); discriminative model

0 引言

目标跟踪是计算机视觉领域中一个极具挑战的问题,也是视频分析中的一个核心问题,在安防监控、智能交通、人机互动、体育运动事件分析等领域有着广泛的应用前景。尽管国内外学者提出了大量的目标跟踪算法,但是复杂场景下的目标跟踪仍然极具挑战,如严重遮挡、光照变化、姿态变化、突变运动等带来的影响。

在目标的外观描述上,传统的基于整型或浮点型的特征

已经成为跟踪中描述目标外观模型的重要工具,如积分图、Haar特征等。但在需要处理大规模数据时,传统特征面临着计算复杂度高和存储空间大的问题。与传统特征采用欧氏距离的匹配方法相比,二进制特征采用汉明距离进行特征匹配,可以极大地提高特征匹配的计算效率^[1]。越来越多的计算机视觉研究团队开始关注和研究基于二进制表达的特征,并取得了重要进展^[2-4]。在目标跟踪领域,文献[5-6]提出了采用二值特征来描述目标外观,但其方法在跟踪速度和精度上还需进一步提高。

收稿日期:2015-05-08;修回日期:2015-07-01。

作者简介:李新叶(1969-),女,河北石家庄人,副教授,博士,主要研究方向:模式识别、计算机视觉;孙智华(1990-),女,河北张家口人,硕士研究生,主要研究方向:目标跟踪、图像处理;陈明宇(1991-),男,湖南衡阳人,硕士研究生,主要研究方向:多目标跟踪、模式识别。

在目标跟踪方法的研究方面,基于判别式模型的跟踪方法得到了广泛的应用^[7-10]。基于判别式分类器的跟踪算法通过利用目标和背景的特征来训练分类器,把跟踪问题转换为二分类的问题,由于利用了背景信息,且实时更新目标模型,使得目标的外观模型更为可靠。但基于判别式分类器的模型更新和判别的速度较慢,从而影响了跟踪算法的实时性。

基于上述考虑,为了实现复杂场景下快速可靠的目标跟踪,本文采用结构化输出支持向量机(Support Vector Machine, SVM)框架进行跟踪,结合一种基于半色调的二值特征,实现了判别模型的快速更新和判别,并通过基于分块匹配的判别模型更新策略来保证跟踪过程中正负样本的可靠性,通过大量实验验证了该算法的鲁棒性和实时性。

1 基于结构化输出 SVM 的跟踪框架

目标跟踪的任务是根据目标在视频中前一帧的位置 p_{t-1} 估计出当前帧的位置 p_t 。与普通在线分类器不同的是,结构化输出支持向量机输出的不是二值标签 ± 1 ,而是目标空间位置和尺度的变化 Y 。设目标在 $t-1$ 帧的坐标框为 p_{t-1} ,第 $t-1$ 帧到第 t 帧的相对位置坐标为 y_t ,则由 $t-1$ 帧的坐标框 p_{t-1} 和 y_t 可以得到当前帧目标坐标框 p_t ,其中 y_t 是通过预测函数得到的,如式(1)所示:

$$y_t = f(\mathbf{x}_t^{p_{t-1}}) = \arg \max_{y \in Y} F(\mathbf{x}_t^{p_{t-1}}, y) \quad (1)$$

其中: $y_t \in Y$, $\mathbf{x}_t^{p_{t-1}}$ 是 p_{t-1} 处目标图像的特征向量, $F(\mathbf{x}_t^{p_{t-1}}, y)$ 为判别函数。

采用结构化输出支持向量机框架^[10]进行在线跟踪,首先需要在第 $t-1$ 帧中选取合适的正负支持向量,再由序贯最小优化(Sequential Minimal Optimization, SMO)算法更新目标函数的系数 β_i^+ 、 β_i^- ,进而更新判别函数和预测函数,最后通过预测函数估计出第 t 帧中目标最有可能的位置 p_t 。

2 本文目标快速跟踪算法

在目标外观表示模型上,影响结构化输出支持向量机跟踪方法速度的因素主要有两个方面:一是在判别模型更新时,由于特征向量的维数高、数量多,计算特征向量的内积非常耗时,严重影响了跟踪速度;二是在判别模型进行判别时,提取图像块的数量和特征的计算速度将会直接影响跟踪速度。基于上述考虑,本文提出了采用基于半色调的二值特征来描述目标的外观,提高了判别模型更新和判别的速度,并采用基于分块匹配的结构化输出 SVM 模型更新策略来保证判别模型的可靠性。

2.1 基于半色调的二值特征

数字半色调技术是利用黑白两个灰度来表示数字图像的连续灰度,通过二值排布再现出原始图像信息,并尽可能多地保存原有信息^[11]。与普通二值图像不同的是,半色调图像利用了人类视觉的低通特性,只用黑白像素的变化来表示 256 个灰度级的图片,使得从远处看几乎和灰度图相同^[12]。由于半色调方法仅用黑白像素就能表示出目标图像原有的大量信息,所以大大节省了特征向量的存储开销,且二值特征能提高目标模型的更新和判别速度,因此本文提出了一种基于半色

调的二值特征来描述目标的外观。

为了克服跟踪过程中光照等噪声的影响,首先将输入的当前帧图像 I_t 转化到 HSV 空间,然后根据式(2)对 I_t 的 V 通道进行直方图均衡化,让亮度尽量扩展到全部灰度级范围,使得均匀量化编码更加可靠。

$$s_k = (L-1) \sum_{i=0}^{L-1} p(r_i) = \frac{L-1}{M \times N} \sum_{i=0}^{L-1} n_i \quad (2)$$

其中: M 和 N 分别代表 I_t 的宽度和高度; L 代表图像的灰度级,其值为 256; n_i 是灰度为 r_i 的像素的个数; $p(r_i)$ 是灰度级 r_i 出现的概率。

然后,将当前帧图像 I_t 从 HSV 空间转换到 RGB 空间,并将目标图像块尺度缩放为 16×16 像素的图像块 S_t ,对图像块的 RGB 三个颜色通道进行加权求和,再均匀量化成 5 个量阶,可得到 S_t 中每个像素对应的标签号 $L(x, y)$,标签号的计算如式(3)所示:

$$L(x, y) = \text{INT} \left(\frac{1}{50} \left(\frac{R(x, y)}{2} + \frac{G(x, y)}{4} + \frac{B(x, y)}{8} \right) \right) \quad (3)$$

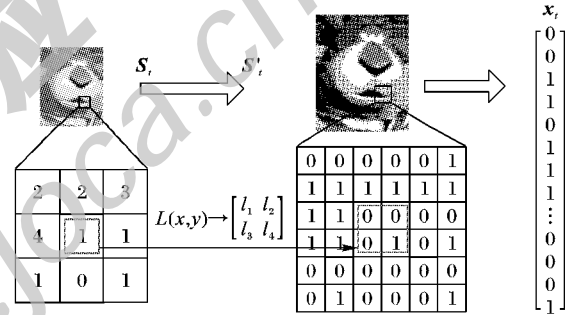


图1 基于半色调的二值特征生成图

对标签号 $L(x, y)$ 用 4 位二进制数 $l_1 l_2 l_3 l_4$ 进行编码,为了使不同标签号之间的汉明距离最大,标签 0、1、2、3、4 对应的编码分别为 0000、0001、0011、0111、1111。将 S_t 中的每个像素值 $f(x, y)$ 分别扩充为 2×2 的二值矩阵,得到二值矩阵 S'_t ,再将每一个 2×2 二值矩阵值级联得到一个二进制串 x_t , x_t 即为目标图像块 S_t 的二值特征,生成过程如图 1 所示。

设 x_t 为当前帧目标图像 S_t 的特征, x_{t-1} 为前一帧目标图像 S_{t-1} 的特征,特征向量 x_t 和 x_{t-1} 的维数为 n ,则 S_t 和 S_{t-1} 的汉明距离为:

$$R(x_t, x_{t-1}) = \sum_{i=1}^n |x_t(i) - x_{t-1}(i)| \quad (4)$$

2.2 核函数的计算方法

在目标跟踪的过程中,目标的外观可能会不断发生变化,需要不断更新结构化输出支持向量机的目标函数来保证判别模型的可靠性。为了提高判别模型的更新和判别速度,本文将文献[10]目标函数中的核函数转换为二值特征的汉明距离来求解,表达式如下:

$$k(\mathbf{x}^{p_y}, \bar{\mathbf{x}}^{p_{\bar{y}}}) = \exp \left(- \frac{R(\mathbf{x}^{p_y}, \bar{\mathbf{x}}^{p_{\bar{y}}})}{2\sigma^2} \right) \quad (5)$$

其中: σ 为观测噪声的标准方差,通常根据经验值设定为一个常数, $R(\mathbf{x}^{p_y}, \bar{\mathbf{x}}^{p_{\bar{y}}})$ 为特征向量 \mathbf{x}^{p_y} 和 $\bar{\mathbf{x}}^{p_{\bar{y}}}$ 的汉明距离。由于 \mathbf{x}^{p_y} 和 $\bar{\mathbf{x}}^{p_{\bar{y}}}$ 都是二值特征,因此核函数可以转换为汉明距离来

计算。相对于计算浮点型特征的欧氏距离,二值特征的汉明距离采用异或运算大大提高了运算速度,从而使得判别模型的更新和判别速度得到了很大的提升。

2.3 基于分块匹配的结构化输出 SVM 模型更新策略

在跟踪过程中,目标发生部分遮挡或者发生形变都会导致目标的外观模型发生较大的变化,仅通过结构化输出支持向量机选取样本并不能保证其可靠性。本文提出一种基于分块匹配的判别模型更新策略来判断是否对判别模型进行更新,以确保所选正负样本的可靠性和判别模型的有效性。

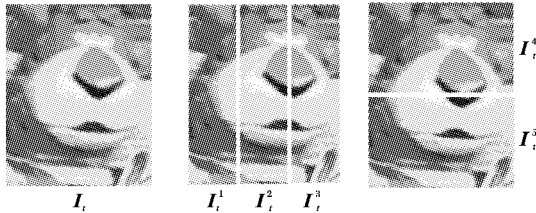


图2 样本分块示意图

设已添加进分类器的正样本对应的图像块为 I_1, I_2, \dots, I_n , 其中 n 表示分类器中正样本的个数。通过预测函数得出当前帧目标可能的位置 p_t , 对应图像块为 I_t , 将 I_t 和所有正样本按照图2所示的方法划分为5个子块, 将 I_t 的子块和 I_1, I_2, \dots, I_n 的子块分别通过式(6)求出对应的相关系数。

$$\text{sim}(H_t^i, H_j^j) = \frac{\sum_i (H_t^i(I) - \bar{H}_t^i)(H_j^j(I) - \bar{H}_j^j)}{\sqrt{\sum_i (H_t^i(I) - \bar{H}_t^i)^2 \sum_j (H_j^j(I) - \bar{H}_j^j)^2}} \quad (6)$$

其中: H_t^i 代表 I_t 中第 i 个子块的直方图, H_j^j 表示第 j 个正样本图像块 I_j 中第 i 个子块的直方图, $\bar{H}_t^i = \frac{1}{N} \sum_j H_t^i(I)$, N 是直方图的 bin 的总数。

结构化输出 SVM 模型的更新步骤如下:

1) 由式(6)计算 I_t 与 I_1, I_2, \dots, I_n 的相关系数, 如果所有的相关系数都大于阈值 a , 则表明目标没有被遮挡, 将此次通过预测函数得到的样本输入到判别模型中, 对模型进行更新; 否则进行2)。

2) 由式(6)计算 I_t 各子块与 I_1, I_2, \dots, I_n 对应子块的相关系数, 如果 I_t 的5个子块与其中任意正样本的5个子块对应的相关系数都大于阈值 b , 则对判别模型进行更新; 否则表明目标发生了严重遮挡或干扰, 为了保证跟踪的可靠性, 不使用当前帧更新判别模型, 避免学习错误的样本信息。

其中: 阈值 a, b 的取值决定了模型的更新速度。对于阈值 b 的选取, 本文假定若任意子块有一半以上部分发生了遮挡, 则认为目标图像发生了部分遮挡, 此时不使用当前帧更新判别模型。但对于形变较大且变化较快的目标的跟踪, 阈值 b 也不能过大, 否则模型更新速度较慢, 将不能跟踪上形变较大的目标。经过多次反复实验, 当 a 取值为 0.9, b 取值范围为 0.3 至 0.5 时, 能够很好地解决部分遮挡问题, 保证了训练样本的可靠性。

2.4 算法步骤

基于二值特征和结构化输出 SVM 的目标快速跟踪算法

主要包括以下步骤:

- 1) 输入视频集, 初始化目标位置及模型参数。
- 2) 输入当前帧图像和前一帧的目标坐标框 p_{t-1} 。
- 3) 设 $t-1$ 帧目标框的宽度和高度分别为 w_{t-1}, h_{t-1} , 在以 p_{t-1} 中心为原点, 以 $r = c \cdot \min(w_{t-1}, h_{t-1})$ 为半径的区域内提取 n 个不同大小的样本, 再根据 2.1 节方法计算出所有样本的特征, 为了保证跟踪的速度, 需要在合适的搜索范围提取一定数量的样本, 一般 c 取值范围为 0.7 ~ 1。
- 4) 将所有样本特征输入到判别模型中, 根据式(1)得到相对位置坐标 y_t , 再由 $t-1$ 帧坐标框 p_{t-1} 和 y_t 得到当前帧目标坐标框 p_t , 并提取其对应的图像块 I_t 。
- 5) 计算 I_t 与 I_1, I_2, \dots, I_n 的相关系数, 如果所有相关系数都大于阈值 a , 则进行7); 否则进行6)。
- 6) 计算 I_t 各子块与 I_1, I_2, \dots, I_n 对应子块的相关系数, 如果 I_t 的5个子块与其中任意正样本的5个子块对应的相关系数都大于阈值 b , 则进行7); 否则返回2)。
- 7) 选取合适的支持向量 (y_+, y_-) , 对判别模型进行更新, 返回2)。

3 实验分析

3.1 实验环境和参数说明

本文实验部分在 i3 2.27 GHz 处理器和 4 GB 内存的硬件环境下进行, 并在 Microsoft Visual Studio 2008 和 Matlab R2011b 软件环境下完成, 样本总数 B 设为 40, 相似度阈值 a 设为 0.9, b 设为 0.3, 搜索参数 c 设为 0.8, 实验的数据集来自 Benchmark^[13] 的 8 个测试视频序列, 包括 Basketball、Singer1、Deer、Girl、Bolt、Coke、David 和 Tiger1 视频序列, 测试视频序列集中存在遮挡、旋转、姿态变化、光照变化、尺寸变化、突变运动等复杂因素的干扰。

3.2 实验结果及对比分析

为了验证本文算法的有效性, 分别在上述 8 个视频序列上进行测试, 跟踪目标的初始坐标是由测试视频序列给定的。对于跟踪过程中发生漂移的情况, 若目标在搜索范围内, 则本文算法能再次跟踪上目标; 若目标超出搜索范围, 跟踪目标丢失, 则不再重新给定目标的正确位置。从实验结果看, 本文算法在上述视频序列的测试没有发生目标跟丢的情况。表1给出了本文算法在 8 个不同视频序列上的跟踪精度和速度, 下面分别从跟踪速度和跟踪精度两个方面和其他算法进行对比分析。

表1 本文算法跟踪精度和速度

视频序列	平均中心误差/像素	平均帧率/(帧·秒 ⁻¹)
Basketball	15.1	68
Bolt	6.2	68
Coke	18.3	62
David	6.1	60
Deer	6.1	59
Girl	5.0	69
Singer1	3.8	58
Tiger1	12.3	65

3.2.1 跟踪速度对比分析

表 2 给出了在本文实验环境下核化的结构化输出跟踪 (Structured Output Tracking with Kernels, Struck) 算法^[10]、跟踪学习检测 (Tracking Detection Learning, TLD) 算法^[14]、压缩跟踪 (Compressive Tracking, CT) 算法^[15] 和本文算法在 8 个测试视频序列上平均速度的对比,为了保证实验的可靠性,选取的是每种方法最好的 3 次实验结果的平均值,其中 Struck 跟踪算法采用的是 Haar 特征,跟踪的平均速度为 9 帧/秒,TLD 跟踪算法的平均速度为 11 帧/秒,CT 跟踪算法的平均速度为 51 帧/秒,本文算法的平均速度能达到 63 帧/秒。本文算法在速度上具体明显的优势,与 CT 跟踪算法、TLD 跟踪算法和 Struck 跟踪算法相比,本文算法的跟踪速度分别提高了 0.2 倍、4.6 倍、5.7 倍,实验结果表明本文方法具有很好的实时性。

表 2 几种算法的跟踪速度对比				
视频序列	Struck	TLD	CT	本文算法
Basketball	6.2	6.2	45.7	68
Bolt	7.5	7.5	47.0	68
Coke	8.4	8.3	43.3	62
David	13.3	19.0	56.5	60
Deer	11.2	11.2	54.5	59
Girl	12.5	21.6	65.5	69
Singer1	8.5	7.5	55.4	58
Tiger1	7.9	8.1	41.5	65
平均帧率	9.4	11.2	51.2	63.6

3.2.2 跟踪精度对比分析

衡量跟踪算法精度的标准主要有两种:跟踪结果与标准坐标的中心误差和重叠率,计算中心误差可以得出跟踪结果和实际的目标位置的偏移程度,计算重叠率可以得到跟踪结果与实际的目标大小和位置的误差。本文实验部分的跟踪成功率计算是参照 PASCAL VOC 评测方法,对任意一帧的目标跟踪结果 P_t ,如果与视频数据集的标准坐标框 P_{gt} 的重叠率满足式(7),则认为跟踪结果正确;否则认为跟踪失败。

$$\frac{area(p_t \cap p_{gt})}{area(p_t \cup p_{gt})} > \theta$$

(7)

其中:函数 $area$ 用于计算矩形框面积, θ 取值范围为 0 ~ 1。

图 3 给出了 Struck 跟踪算法、TLD 跟踪算法、CT 跟踪算法与本文算法在 8 个测试序列下跟踪结果的坐标与标准坐标的中心误差曲线。在“Basketball”“Coke”“David”和“Girl”视频序列中目标都发生了平面外的旋转,TLD 跟踪算法在目标发生平面外的旋转时出现了较大的误差。在“Tiger1”和“Coke”视频序列中,目标发生遮挡后,CT 跟踪算法和 TLD 跟踪算法不能准确跟踪目标。在“Basketball”“Deer”和“Tiger1”视频序列中目标发生了多次突变运动,TLD 跟踪算法和 Struck 跟踪算法都发生了漂移。在“Bolt”和“Basketball”视频序列中,由于目标的姿态变化,导致目标外观发生了较大变化,其他三种跟踪算法由于没有及时更新目标外观模型导致跟踪失败。在“Singer1”视频序列中目标发生了较大的光照变化和尺度变化,CT 跟踪算法和 Struck 跟踪算法由于不能适

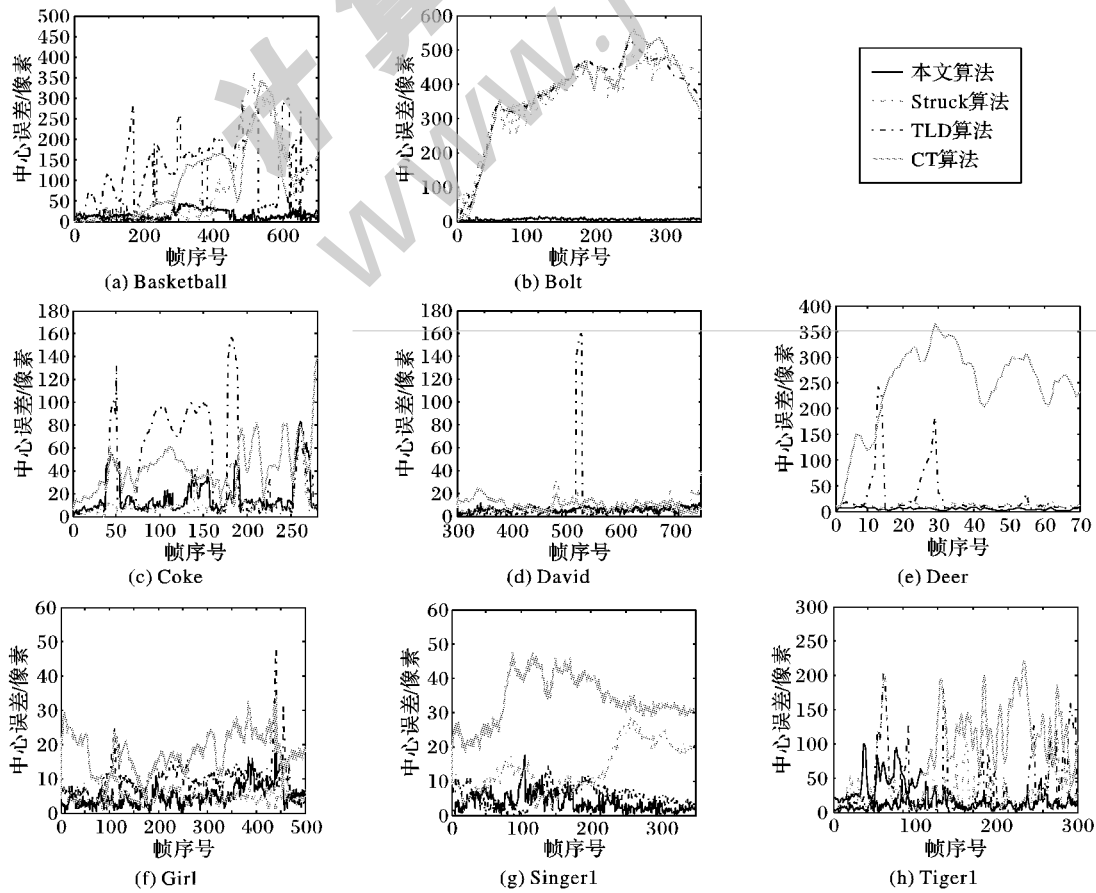


图 3 几种算法的中心误差曲线对比

应光照和尺度变化都产生了漂移。在以上复杂的情况下,只有本文算法没有发生漂移,均表现良好。与其他三种算法跟踪结果的误差相比,本文算法在8个测试视频序列下的误差均为最小,表明本文算法在复杂场景下具有更好的鲁棒性。

图4给出了本文算法和其他3种跟踪算法在上述8个视频集跟踪结果的成功率曲线图和精度曲线图。图4(a)表示重叠率取不同阈值时对应成功率曲线图,从中可看出本文算法的成功率最高,在重叠率阈值取0.6时,本文算法的成功率能达到0.62,而其他三种算法的成功率均在0.4以下。图4(b)表示跟踪结果中心坐标的误差小于不同阈值对应的精度曲线图,从中可看出本文算法比其他三种算法的精度更高,在位置误差阈值取10时,本文算法的精度为0.72,而其他跟踪算法精度均小于0.5。综上分析,本文算法在复杂场景下具有很好的鲁棒性和实时性。

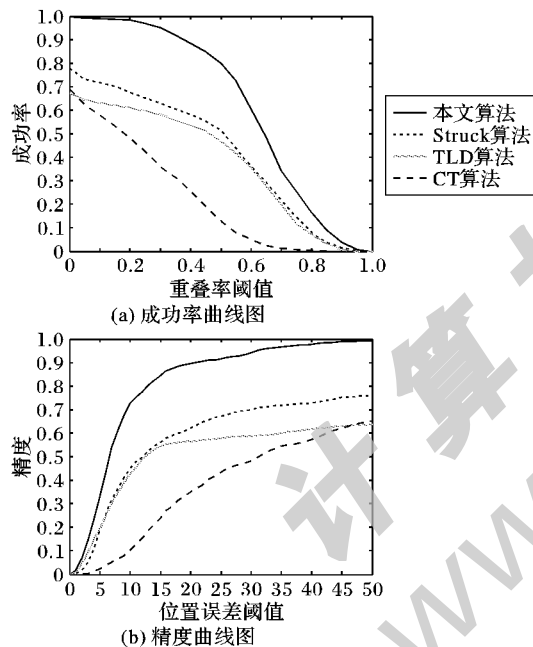


图4 几种算法跟踪结果的成功率和精度

4 结语

本文通过对半色调图像生成算法和结构化输出 SVM 的研究,提出将基于半色调的二值特征与改进的结构化输出 SVM 框架结合进行跟踪,提高了判别模型更新和判别的速度,并通过基于分块匹配的判别模型更新策略保证了样本的可靠性。实验结果表明,本文算法在发生光照变化、尺度变化、严重遮挡和突变运动等复杂情况下具有很好的鲁棒性和实时性。然而,本文方法在目标长时间被遮挡时,目标的外观模型得不到更新,如何在长时间遮挡的情况下更新目标外观模型是我们下一步需要研究的工作。

参考文献:

[1] ZHUANG D, ZHANG D, ZHANG Y, *et al.* Novel binary feature from intensity difference quantization[J]. *Chinese Journal of Image and Graphics*, 2014, 19(4): 630 – 636. (庄东晔, 张冬明, 张勇东, 等. 随机亮度差量化的二进制特征描述[J]. *中国图象图形学*

报, 2014, 19(4): 630 – 636.)

[2] XU X, TIAN L, ZHOU J. OSRI: a rotationally invariant binary descriptor[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(7): 2983 – 2995.

[3] REN S, CAO X, WEI Y, *et al.* Face alignment at 3000 fps via regressing local binary features[C]// *Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1685 – 1692.

[4] LU J, LIONG V, ZHOU X, *et al.* Learning compact binary face descriptor for face recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 99(1): 1 – 16.

[5] LI X, SHEN C H, DICK A, *et al.* Learning compact binary codes for visual tracking[C]// *Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2013: 2419 – 2426.

[6] QIN B, TIAN J, ZHA Y, *et al.* Based on binary descriptors for real-time visual object tracking[J]. *Journal of Xidian University*, 2015, 42(5): 192 – 198. (覃兵, 田军, 查宇飞, 等. 利用二值描述符的实时目标跟踪算法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2015, 42(5): 192 – 198.)

[7] AVIDAN S. Support vector tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(8): 1064 – 1072.

[8] GRABNER H, LEISTNER C, BISCHOF H. Semi-supervised online boosting for robust tracking[C]// *Proceedings of the ECCV 2008*. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 234 – 247.

[9] BABENKO B, YANG M, BELONGIE S. Robust object tracking with online multiple instance learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(8): 1619 – 1632.

[10] HARE S, SAFFARI A, TORR P H S. Struck: structured output tracking with kernels[C]// *Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2011: 263 – 270.

[11] MESE M, VAIDYANATHAN P P. Recent advances in digital halftoning and inverse halftoning methods[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, 2002, 49(6): 790 – 805.

[12] WEN Z, HU Y, ZHU W. A novel classification method of halftone image via statistics matrices[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(11): 4724 – 4736.

[13] WU Y, LIM J, YANG M. Online object tracking: a benchmark [C]// *Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2013: 2411 – 2418.

[14] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking learning detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409 – 1422.

[15] ZHANG K, ZHANG L, YANG M. Real-time compressive tracking [C]// *Proceedings of the ECCV 2012*. Berlin: Springer-Verlag, 2012: 864 – 877.