

基于稀疏表示多子模板的鲁棒目标跟踪算法

卢瑞涛¹, 任世杰¹, 申璐榕², 杨小冈¹

(1. 火箭军工程大学 导弹工程学院, 陕西 西安 710025;

2. 国防科技大学 智能科学学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 目标跟踪技术是一项富有挑战性的研究课题, 在红外成像搜索、红外精确制导、智能监控、运动识别等领域有着广泛的应用。文中提出了一种基于稀疏表示多子模板的鲁棒目标跟踪算法。首先, 提出一种基于自适应辨别信息的子模板选择方法, 最大限度地捕捉目标的结构信息, 提高模板子块的整体描述; 针对直方图对光照敏感的缺点, 引入了稀疏表示理论对子模板进行描述, 提高模板子块的表达能力和适应能力; 其次通过构造表决图的形式对目标位置进行表决和融合决策; 最后设计了一种动态的子模板更新策略, 来有效地应对目标外观模型的变化。在大量测试图像序列中的仿真实验表明, 文中所提算法可以有效应对形变、光照变化、部分遮挡、完全遮挡以及虚假目标干扰和背景干扰, 具有较高的鲁棒性。

关键词: 目标跟踪; 模板子块; 稀疏表示; 模板更新

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.0326003

Robust template patches-based object tracking with sparse representation

Lu Ruitao¹, Ren Shijie¹, Shen Lurong², Yang Xiaogang¹

(1. College of Missile Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

2. College of Intelligence Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Object tracking is a challenging research topic, which is widely used in infrared imaging search, infrared precision guidance, intelligent surveillance, motion recognition and other fields. In this paper, a robust template patches-based target tracking method with sparse representation was proposed. Firstly, the adaptive template patches selection mechanism was proposed using the discriminative information to capture the target. Then, the sparse representation was introduced to describe the patches to deal with the shortcoming of histogram's sensitivity to light, which expanded the application of the algorithm. Thirdly, the target location was voted and fused by constructing a voting map. Finally, a dynamic updating scheme of patches was proposed to address appearance variations. The simulation experiments of test image sequences demonstrate the robustness of the proposed tracker, which is able to deal with many challenges, such as deformation, changes of illumination, partial and total occlusions, false target jamming and background interference.

Key words: object tracking; template patches; sparse representation; template update

收稿日期: 2018-10-05; 修订日期: 2018-11-03

基金项目: 国家自然科学基金(61203189, 61773389, 61203189); 陕西省组合与智能导航重点实验室开放基金(SKLIIN-20180103)

作者简介: 卢瑞涛(1988-), 男, 讲师, 博士, 主要从事图像目标检测与跟踪技术方面的研究。Email: lrt19880220@163.com

通讯作者: 杨小冈(1978-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事图像识别与精确制导技术方面的研究。Email: doctoryxg@163.com

0 引言

目标跟踪是计算机视觉领域里一项非常重要的研究课题。随着红外探测技术的发展,红外目标的跟踪已广泛应用于军事视觉制导、机器人视觉导航、安全监测、交通管制以及医疗诊断等多个方面^[1]。尽管近年国内外机构对目标跟踪进行了大量的研究,但是由于图像中复杂的背景信息以及目标本身的变化,如尺度变化,遮挡和光照等造成的外观变化等原因,导致开发出具有鲁棒性,准确性的红外目标跟踪算法面临许多挑战^[2]。

一般来讲,一个典型的目标跟踪系统包含了四个模块^[3]:(1) 目标初始定位,一般又分为手动定位和自动定位;(2) 外观模型,重点在于如何用不同类型的视觉特征构造鲁棒的目标描述子,并构造有效的数学模型来区分目标;(3) 运动模型,运动估计的任务一般是通过预测器来完成的;(4) 目标的定位,在基于运动预测的基础上,目标的再定位通过贪婪的搜索或者最大后验估计来确定。

基于模板子块的目标跟踪算法在近年来受到了越来越多的关注,原因是这类算法利用了目标的局部特征,可以有效地处理姿态变化和遮挡问题。Hager 等人^[4]提出一种基于核模块直方图的方式实现对目标的稳定跟踪。Adam 等人^[5]提出一种基于 Fragment 的鲁棒跟踪算法,把目标表示为模板子块的组合,通过匹配跟踪各个模板子块,并最后进行融合实现对目标的定位。Bins 等人^[6]提出一种基于多子模板和加权偏移向量滤波器的跟踪算法,将目标区域固定划分为多个 Block,对每个 Block 单独进行匹配来产生偏移向量,并引入预测模型整体约束,最后通过滤波确定最终的目标位置。针对 Fragment 中选取固定位置约束的子模板这一不足,Nejhum 等人^[7]提出一种基于直方图和结构模板子块的在线跟踪算法,采用了 Graphcut 对目标区域进行了分割,选择的子模板尽可能少地包含目标区域的背景信息,因此算法对姿态的变化具有较好的鲁棒性。Yao 等人^[8]利用在线的结构学习方式,提出一种基于模板子块的目标跟踪算法,显著地提高了算法的鲁棒性。

尽管模板子块的目标表示可以提升目标的跟踪

性能,但是仍然不能有效地处理长时间的遮挡问题和光照变化等复合挑战因素。文中在基于 Fragment 算法研究的基础上,提出一种基于稀疏表示多子模板的目标跟踪算法。首先,提出一种基于自适应辨别信息的子模板选择方法,可以更加有效地捕捉目标信息;针对直方图对光照敏感的缺点,引入了稀疏表示理论对子模板进行描述,提高模板子块的表达能力和适应能力;其次通过构造表决图的形式对目标位置进行表决和融合决策;最后设计一种动态的子模板更新策略,来有效地应对目标外观模型的变化。大量的定性和定量的仿真实验表明,文中所提算法可以有效应对形变、光照变化、部分遮挡、完全遮挡以及虚假目标干扰和背景干扰,具有较高的鲁棒性。

1 Fragment 跟踪算法

Fragment 算法提出的主要目的是解决目标被遮挡的问题,它将目标模板分成众多互不重叠的小块,将这些小块作为子模板进行跟踪,是一个典型的基于局部特征的跟踪算法。此算法共分为三步:子模板的选取,各子模板的跟踪以及通过各子模板的跟踪结果融合表决图。

1.1 子模板选取

算法固定了模板子块的数量以及它们之间的位置约束,采用了将子模板中心均匀分布的选取策略。算法选取的横模板和竖模板两两不重叠、整体完全覆盖,如图 1 所示。这样选取有两方面的优势:

(1) 计算方便。采用积分直方图来提升算法的效率,固定位置约束的子模板可以很方便地用直方图进行表达。

(2) 位置约束强。各个模板完整地覆盖目标区域,且具有固定位置约束,有助于提升跟踪精度和抑制漂移。

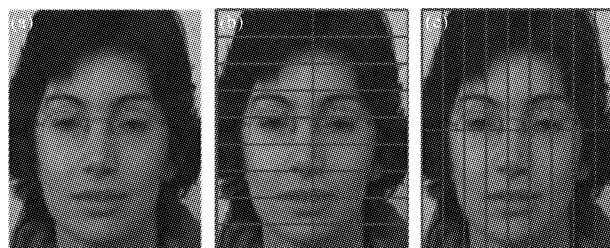


图 1 Fragment 算法子模板选取策略

Fig.1 Template patches selection mechanism of the Fragment algorithm

1.2 子模板跟踪

在当前帧 I 中,对于给定的目标模板 T ,跟踪的目的就是确定 T 在 I 中的位置。解决思路是在前一帧匹配位置的一定邻域内通过搜索来确定位置。

如果前一帧的跟踪位置为 (x_0, y_0) ,搜索半径为 r 。定义模板 T 中第 p 个模板子块为 $P_T=(dx, dy, h, w)$,其中 (dx, dy) 为模板子块 P_T 的中心和模板 T 的中心偏差, h 和 w 分别为 T_p 的高和宽。在当前帧中的任一搜索位置 (x, y) ,与子模板 T_p 位置相对应的子块 $P_{I,(x,y)}$,相应的参数为 $(x+dx, y+dy, h, w)$,如图 2 所示。对于子块 P_T 和 $P_{I,(x,y)}$,它们之间的距离越小,则表明目标在当前帧中位于 (x, y) 的可能性越大。若将表决图定义为两个模板子块距离的大小,那么有:

$$V_p(x, y) = d(T_p, P_{I,(x,y)}) \quad (1)$$

式中: $d(\cdot, \cdot)$ 表示 EMD 度量下的距离。在搜索区域内遍历所有可能位置就得到模板子块 P_T 的表决图 $V_p(\cdot, \cdot)$ 。

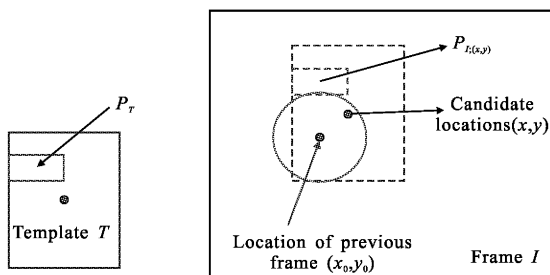


图 2 模板子块与当前帧对应子块的对应关系

Fig.2 Relationships of the patches in template and current frame

1.3 表决图的融合对目标再定位

子模板跟踪结果的融合直接决定目标定位的精度。如果目标存在遮挡,那么遮挡子模板的匹配就会产生较大的表决值,从而可能导致跟踪产生漂移。

常用的处理方法是利用阈值 th 来限制子模板对表决图的贡献值:

$$C(x, y) = \sum_p \begin{cases} V_p(x, y) & V_p(x, y) < th \\ th & V_p(x, y) \geq th \end{cases} \quad (2)$$

显然这种算法对阈值 th 非常敏感,而且并不有效。所以 Frag 采用的策略是在每一个位置 (x, y) ,选择各子模板的贡献值最小的 $w(w=25\%)$ 个值相加得到最终的表决值。

在跟踪过程中,利用子模板对搜索区域内的所有可能位置进行表决,表决值小的位置表示对应的

模板与原目标模板更相似,所以算法将表决图中表决值最小的位置即为当前帧跟踪位置。

2 Fragment 算法缺陷分析

Fragment 算法作为最具影响力的局部特征跟踪算法之一,但是由于跟踪问题的复杂性,它还有以下几个方面有待改进:

(1) 子模板的选取策略。算法采取完全覆盖的方法选择横模板和竖模板,这种方法完全忽视了对于不同的目标来说,有不同的显著性特征,比如人脸目标的眼睛和鼻子,这样的子模板选取方法不能确保能够选择最重要的特征用于跟踪。此外,如果选择的子模板中含有非常相似的两块,那么其中一块的价值将变得很小,这也是极大的浪费。

(2) 目标表示方法。算法是一种针对部分遮挡问题提出的算法,因此对于跟踪问题的适用范围还有待拓宽。算法采用的灰度直方图对子模板进行描述,对于光照变化会比较敏感,如何降低目标对光照的敏感性是视觉跟踪领域无法逃避的问题,所以很有必要寻找一种适用范围更广的目标表示方法。

(3) 缺乏模板更新策略。在线学习能力是目前各种优秀跟踪算法必须具备的能力,如果没有模板更新策略,那么精度由于目标在跟踪过程中外观的变化会逐渐降低,甚至造成跟踪失败,算法将不具备长时间进行跟踪的可靠性。此时,算法将不具备任何工程实际价值,所以为原算法设计一个可靠的模板更新策略非常必要。

3 基于稀疏表示多子模板的目标跟踪算法

近些年来,稀疏表示理论在计算机视觉领域得到了广泛的应用,并成为跟踪领域的研究热点^[9-11]。基于稀疏表示的跟踪算法可以适应较大范围的光照变化、较大面积的遮挡以及较强的抗噪声能力。基于对 Fragment 算法和稀疏表示,文中提出一种基于稀疏表示多子模板的目标跟踪算法,采用稀疏表示的方法来对目标进行描述,进一步增强原算法的鲁棒性和适应性。算法包括以下几个步骤:

(1) 首先提出一种自适应辨别信息的子模板选择方法,增加子模板对整个目标区域的描述能力;

(2) 引入了稀疏表示理论对子模板进行描述,提

高模板子块的表达能力和适应能力;

(3) 融合表决图,对各个模板子块的匹配结果进行融合定位,提高定位的精度;

(4) 尺度空间搜索,通过多尺度的搜索解决目标的尺度变化问题;

(5) 动态模板子块更新策略,基于稀疏残差,设计动态的子模板更新策略,来有效地应对目标外观模型的变化。

3.1 自适应辨别信息的子模板选取

Fragment 分别采用 18 个互不覆盖的竖型和横型矩形来选取子模板,这种方法虽然完全覆盖了整个模板图,但是它不仅没有考虑子模板的代表性,也没考虑各子模板间的区分性。也就是说选取的子模板不仅不能最好地表示目标,而且造成了相当的信息冗余,这种信息冗余是造成跟踪漂移的主要原因。

文中提出一种基于自适应辨别信息的子模板选取算法。假设模板图 T 大小为 $m \times n$,文中同样选取各 18 个横模板和竖模板,横模板大小为 $(m/6) \times (n/2)$,竖模板大小为 $(m/2) \times (n/6)$ 。子模板用灰度列向量表示,各子模板间的距离采用欧氏距离来度量。以竖模板的选取来介绍文中方法,步骤为:

(1) 一般认为模板的中心最能代表目标,将中心位置确定为第一个子模板所在位置,将此模板定义为 T_1 。

(2) 从模板左上角开始,每间隔五个像素选取一个候选模板,分别计算与 T_1 的距离 d ,距离最大的子模板定义为 T_2 。

(3) 从模板左上角开始,每间隔五个像素选取一个候选模板,分别计算与 T_1, T_2 的距离 d_1, d_2 ,得到距离对 x 。保留距离对中的最小距离,即 $x = \min(d_1, d_2)$,从最小距离中选取最大值,对应的模板记为 T_3 。

(4) 从模板左上角开始,每间隔五个像素选取一个候选模板,分别计算与 T_1, T_2, T_3 的距离 d_1, d_2, d_3 ,得到距离对 z 。保留距离对中的最小距离,即 $z = \min(d_1, d_2, d_3)$,从最小距离中选取最大值,对应的模板记为 T_4 。

(5) 同理,从模板左上角开始,每间隔五个像素选取一个候选模板,分别计算与先前选取子模板的距离,得到距离对。保留距离对中的最小距离,从最小距离中选取最大值。直到选取 18 个子模板。如图 3 所示为通过文中设计子模板选取策略选取的子模板。

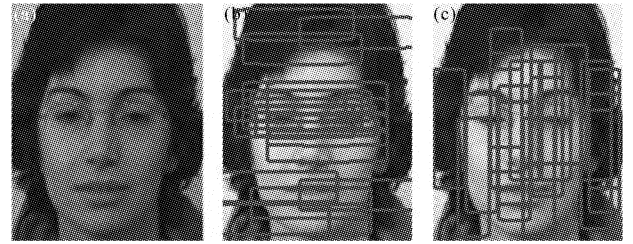


图 3 子模板选取策略

Fig.3 Template patches selection mechanism in this paper

3.2 基于稀疏表示的子模板描述

如果模板有 n 幅训练模板,用 d 维的向量 $v \in R^d$ 来表示子模板 T_p ,则模板的训练集可以表示为:

$$T_p = [t_{p1}, t_{p2}, \dots, t_{pn}] \in R^{d \times n} \quad (3)$$

式中: $d \gg n$ 。那么子模板 T_p 跟踪结果 $y_p \in R^d$ 就可以表述为模板训练集样本的线性组合的形式,即:

$$y_p \approx T_p a = a_{p1} t_{p1} + a_{p2} t_{p2} + \dots + a_{pn} t_{pn} \quad (4)$$

式中: $a_p = (a_{p1}, a_{p2}, \dots, a_{pn})^T \in R^n$ 为目标表示系数向量。

在视觉跟踪问题中,跟踪的目标经常遭遇噪声干扰或是被遮挡,将会造成不可预测的误差,上面的表述就不再适用。为此,增加一个误差项 ε ,将上式修改为:

$$y_p = T_p a_p + \varepsilon \quad (5)$$

式中: $\varepsilon \in R^d$ 表示误差项,它有很小一部分非零,这些非零项则表示 y_p 包含的像素受到噪声干扰或是被遮挡。在跟踪不同目标的过程中,噪声和遮挡出现的位置是不同的,引入单位矩阵 $I = [i_1, i_2, \dots, i_d] \in R^{d \times d}$,将公式(5)修改为:

$$y_p = [T_p \quad I] \begin{bmatrix} a_p \\ e \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: I 为单位矩阵,即对于任何 $i_i \in R^d$ 都只有一个元素是非零的; $e = (e_1, e_2, \dots, e_d)^T \in R^n$ 称为误差系数向量。

对于公式(6),如果没有约束的话,系数 a_p 可以是任何实数。但在跟踪过程中,目标由与其最相似的模板线性表示,所以这些样本的系数应该取非负值,以表示它们对目标表示的贡献。并且含有非负系数的模板在跟踪过程中可以降低灰度敏感性,因此文中在公式(6)中增加负的模板 $I_- = [i_{-1}, i_{-2}, \dots, i_{-d}] \in R^{d \times d}$,则有:

$$y_p = [T_p \quad I \quad I_-] \begin{bmatrix} a_p \\ e^+ \\ e^- \end{bmatrix} \triangleq B_p c_p \quad \text{s.t.} \quad c_p \geq 0 \quad (7)$$

式中： $e^+ \in R^d, e^- \in R^d$ 分别称为正误差系数向量和负误差系数向量， $B_p = [T_p \ I \ L_-] \in R^{d \times (n+2d)}$ ， $c_p^T = [a_p \ e^+ \ e^-] \in R^{n+2d}$ 为非负表示系数向量。

在跟踪过程中，需要把候选目标子模板用子模板训练集和误差项来表示，也就是需要对 c_p 进行求解，因为公式(7)所表示的模型是欠定的，所以 c_p 并没有唯一解。通常来说，由于噪声或遮挡造成的误差只占整个图像中较小的一部分，所以对一个好的候选目标来说应该只有有限个非零误差系数来表示噪声或遮挡，因此可以采取稀疏表示的理论来对公式(7)求解，根据参考文献[9]的方法把问题转化为：

$$\min \|B_p c_p - y_p\|_2^2 + \lambda \|c_p\|_1 \quad (8)$$

式中： $\|\cdot\|_1$ 和 $\|\cdot\|_2$ 分别表示 l_1 范数和 l_2 范数。

图 4 表示了通过某子模板进行跟踪的实例。图 4(a) 红框为好的候选目标，蓝框为差的候选目标；图 4(b) 为某子模板在当前帧的训练集；图 4(c) 为子模板训练逼近好的候选目标对应的系数；图 4(d) 为子

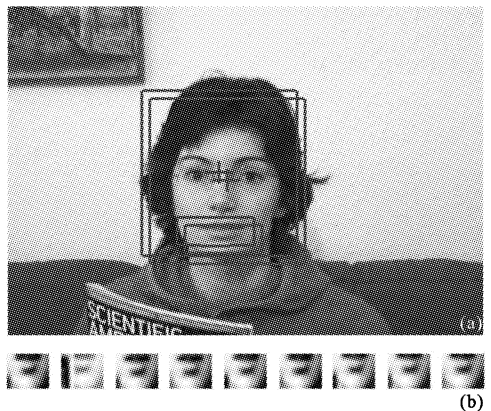


图 4 基于稀疏表示的实例

Fig.4 Example of the sparse representation

模板训练逼近差的候选目标对应的系数。可以看出，对于 $S_{P(x,y)}$ 来说，它对应的公式(8)取值的大小反应了目标位于 (x,y) 的可能性大小。取值越大，目标位于 (x,y) 的可能性越小；反之，则可能性越大。

3.3 融合表决图

给定子模板 T_p ，对于实时图的搜索位置 (x,y) 来说，文中定义相似性度量：

$$\text{Sim}_{p(x,y)} = \exp(-\alpha \|B_p c_p - y_{p(x,y)}\|_2) \quad (9)$$

将 $\text{Sim}_{p(x,y)}$ 作为此子模板在位置 (x,y) 的表决值， $\text{Sim}_{p(x,y)}$ 越大，目标位于 (x,y) 的可能性越大；反之，则可能性越小。将这种可能性进行融合将得到最可能的目标位置。

文中选择各位置匹配程度最好的 25% 的子模板用于生成此位置的表决值。如图 5 所示为 $\alpha=30$ 某帧图像的表决图。可见表决曲面峰值非常明显，不相似的位置表决值几乎为零，具有很高的区分性。

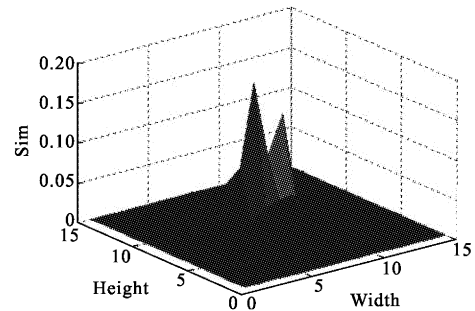


图 5 融合表决图

Fig.5 Fusion of the vote maps

3.4 尺度空间搜索

在实时图中每一个可能的位置 (x,y) ，子模板 T_p 所对应的矩形为 $S_{P(x,y)}$ 。如果对应矩形增加一个尺度增量因子 s ，也就是在实时图中以 (x,y) 为中心，长宽增加 s 倍取矩形 $S_{P(x,y)}$ ，那么 $S_{P(x,y)}$ 对应的向量为 $d(1+s)$ 维。由于子模板训练集中各元素为 d 维，同样的把 $S_{P(x,y)}$ 调整为 d 维。采取三个尺度层进行搜索的方法，即尺度因子 s 取 $-10\%、0、10\%$ ，通过三个最终表决值的最小值确定目标位置和尺度。

3.5 子模板更新策略

设计一种有效的模板更新策略对目标的跟踪来说至关重要。对于模板 T ，当前训练集中的 k 个子模板分别为 $\{T_1, T_2, \dots, T_k\}$ ，当前帧的跟踪结果 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ ， y_k 为对应的子模板。以子模板 T_p 为例，在

公式(8)中,模板项 t_{pi} 的范数越大,那么在 $\|B_{pc_p} - y_p\|_2$ 的逼近中目标表示系数 a_{pi} 的取值就越小,那么 $\|c_p\|_1$ 也越小。引入与每个训练模板 t_{pi} 相关的比重系数 $\omega_{pi} = C_{tp} \|t_{pi}\|_2 * \exp(a_{pi})$, 其中 C_{tp} 为比重的归一化系数。比重大的模板重要程度也越大。

子模板 T_1 通过跟踪结果中的系数来更新,更新过程一共分为两步:训练模板替换、比重更新。如果跟踪结果 y_p 与 T_p 相似程度不够,那么模板集 T_p 中重要程度最低的训练模板就将被当前模板取代,然后计算当前各训练模板比重的中值赋给新加入模板,再对各比重值归一化。如果跟踪目标的外观与模板很相似,那么各训练模板的比重就会增大,反之亦然。

4 实验结果及分析

此节所提算法的运行环境为 Matlab 2013,积分直方图化代码采用了 MEX C++ 来加快运行速度。文中选取子模板的数量为 2×18 , 其中每一个初始的子模板训练集是通过初始时刻子模板的位置以及其 8-邻域所对应的子模板一共九个子模板构成,融合表决图中的系数 $\alpha = 30$ 。

为了评估算法的有效性,共测试了六组图像,

分别为 FaceOcc2、CarDark、Girl、FaceOcc1、Mhyang、Subway。这些图像序列包含了视觉跟踪中的典型挑战因素:遮挡、姿态变化和背景干扰等。并且把此节所提算法与 Meanshift^[12]和 Fragment^[5]进行对比测试。

4.1 定性分析

图 6 给出了定性的评估结果。在图像序列 FaceOcc1 中,主要的挑战因素是遮挡问题,从结果可以看出 Frag 和文中所提算法表现了良好的跟踪性能,原因是采用了基于模板子块的描述方式。在图像序列 FaceOcc2 中,主要的挑战因素为遮挡和姿态变化,从结果可以看出,Meanshift 和 Frag 跟踪算法并不能有效地对目标进行跟踪,原因是目标缺乏有效的表示方式,以及没有有效地模板更新策略。文中所提算法可以持续有效地对目标进行跟踪。在图像序列 Subway 中,主要的挑战因素为遮挡和背景干扰,Meanshift 和 Frag 跟踪算法在目标遮挡和干扰同时存在的情况下出了跟踪漂移,跟踪失效。在图像序列 Girl 中,目标存在较大范围的姿态变化,给跟踪带来了很大的挑战。从结果可以看出,Meanshift 和 Frag 并不能适应目标大尺度的姿态变化,原因是目标的描述方式不够鲁棒,并且模板更新策略不合理。在图



图 6 在测试图像序列上的跟踪性能对比

Fig.6 Tracking performance comparison on test image sequences

像序列 Mhyang 和 CarDark 中,主要的挑战因素是光照变化和姿态变化,从结果可以看出,Meanshift 和 Frag 跟踪算法并不能有效地适应环境中的光照变化。文中算法由于对目标进行稀疏表示,具有一定的抗光照变化和形变的能力,所以几乎能一直跟踪目标中心,表现了较好的跟踪性能。

4.2 定量分析

此节将从定量的角度对算法进行评估。采用两种评价指标来评估各个算法的性能:中心位置偏差和覆盖率。中心位置偏差是跟踪的目标中心与 Ground Truth 之间的距离。覆盖率用来衡量跟踪的稳定性。如果跟踪结果为区域 ROI_T ,Ground Truth 为区域 ROI_G ,覆盖率就定义为:

$$score = \frac{area(ROI_T \cap ROI_G)}{area(ROI_T \cup ROI_G)} \quad (11)$$

表 1 和表 2 给出了三种算法在六组图像序列中的平均位置偏差和覆盖率,最优的数据用粗体标出。图 7 给出了三种算法在其中三组图像序列的中心位置偏差曲线和覆盖率曲线。从结果可以看出,文中的跟踪算法在大多数的图像序列中取得了较好的性能,跟踪偏差比较小,尤其在应对遮挡的挑战因素下,跟踪较为精确。

表 1 中心位置误差对比

Tab.1 Comparison of the center location error

Image sequence	Frame number	Mean shift	Fragment	Proposed
FaceOcc2	800	78.55	38.70	18.10
CarDark	250	8.51	75.43	4.57
Girl	400	30.28	23.51	9.72
FaceOcc1	420	25.57	17.19	19.77
Mhyang	1 000	97.63	10.98	6.72
Subway	175	140.42	16.17	6.81
Average error	-	63.49	35.52	10.95

表 2 覆盖率对比

Tab.2 Comparison of the overlap rate

Image sequence	Frame number	Mean shift	Fragment	Proposed
FaceOcc2	800	11.56%	50.17%	54.78%
CarDark	250	52.76%	7.35%	70.55%
Girl	400	28.42%	41.39%	49.22%
FaceOcc1	420	61.62%	70.53%	68.33%
Mhyang	1 000	22.13%	66.42%	74.52%
Subway	175	2.77%	47.42%	68.86%
Average error	-	29.88%	47.21%	64.38%

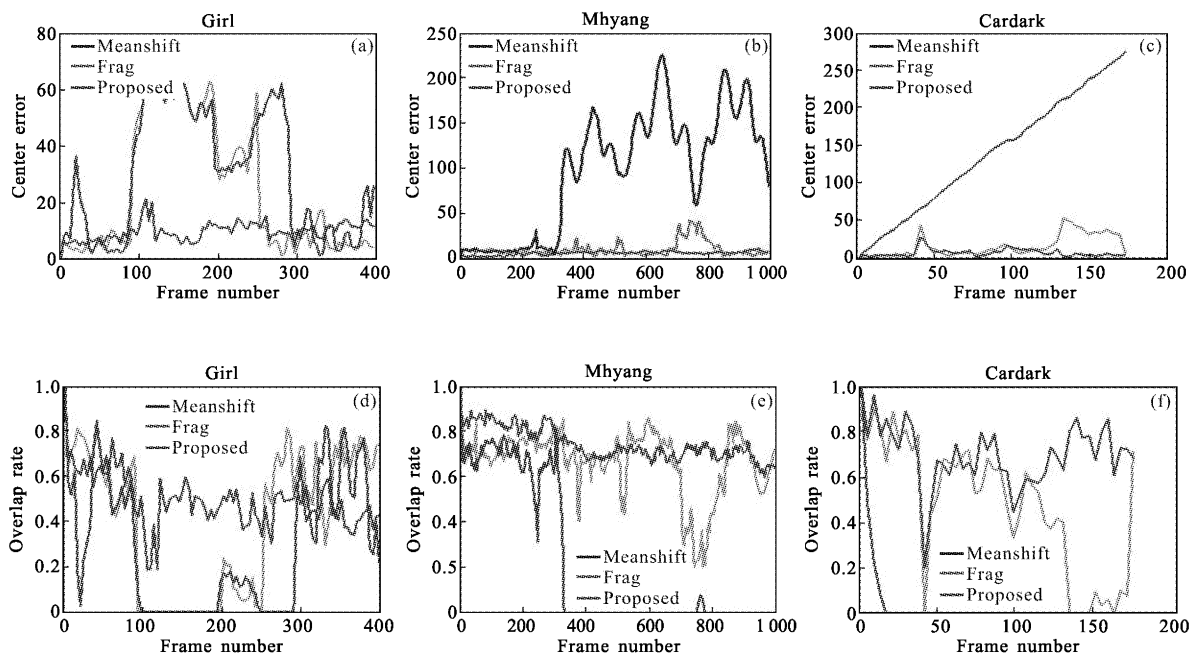


图 7 在三组图像序列中的中心位置误差曲线和覆盖率结果

Fig.7 Comparison of the center location error and overlap rate on three test sequences

5 结论

文中提出了一种基于稀疏表示的多子模板目标跟踪算法。通过设有效的子模板选择机制,来最大限度地捕捉目标的结构信息,提高模板子块整体的描述;利用稀疏表示,提高模板子块的表达能力,有效地应对光照变化等挑战;通过构造表决表的形式对目标位置进行表决和融合决策;最后设计一种动态的子模板更新策略,来有效地应对目标外观模型的变化。大量的定性和定量的仿真实验验证了文中所提算法的有效性。文中提出的算法将为红外搜追、红外成像制导等领域提供参考。

参考文献:

- [1] Ma Tianyi, Zhang Hurxiang, Song Minmin, et al. Anti-occluded infrared target tracking with salient feature space [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(3): 0304002. (in Chinese)
- [2] He Y, Li M, Zhang J, et al. Infrared target tracking based on robust low-rank sparse learning [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(2): 232-236.
- [3] Lu R, Xu W, Zheng Y, et al. Visual tracking via probabilistic hypergraph ranking [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(4): 866-879.
- [4] Hager G D, Dewan M, Stewart C V. Multiple kernel tracking with SSD[C]//Proceedings of ICCV, 2004: 790-797.
- [5] Adam A, Rivlin E, Shimshoni I. Robust fragments-based tracking using the integral histogram [C]//Proceedings of CVPR, 2006: 798-805.
- [6] Bins J, Dihl L L, Jung C R. Target tracking using multiple patches and weighted vector median filters [J]. *Journal of Mathematical Imaging & Vision*, 2013, 45(3): 293-307.
- [7] Nejhum S M, Ho J, Yang M H. Online visual tracking with histograms and articulating blocks[C]//Proceedings of CVPR, 2008: 1-8.
- [8] Yao R, Shi Q, Shen C, et al. Part-based robust tracking using online latent structured learning[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(6): 1235-1248.
- [9] Mei X, Ling H. Robust visual tracking using l1 minimization [C]//Proceedings of ICCV, 2009: 1436-1443.
- [10] Wright J, Yang A, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 1-18.
- [11] Wang Huigai, Li Zhengzhou, Gu Yuanshan, et al. Dim target detection method based on multi-scale adaptive sparse dictionary[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(7): 2371-2378. (in Chinese)
- [12] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.