

基于关键区域特征匹配的视觉跟踪算法

余旺盛, 田孝华, 侯志强, 黄安奇, 刘 翔

(空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安 710077)

摘 要: 针对视觉跟踪中目标表观的复杂变化问题, 提出了一种基于关键区域特征匹配的鲁棒跟踪算法. 首先对目标模板进行初始化并通过滤波预测得到目标候选; 然后采用自适应标记分水岭算法对目标模板和目标候选进行分割以提取关键区域, 并利用像素的空间和频率分布特性对关键区域进行多重特征描述; 最后通过关键区域的特征匹配得到目标模板与目标候选的匹配关系, 由此确定最终跟踪结果并进行模板更新. 对目标发生尺度、遮挡、旋转、光照、姿态、复杂背景以及运动模糊等变化的视频序列进行了仿真测试. 实验结果表明, 所提算法能够有效处理目标表观的复杂变化问题, 尤其对目标的部分遮挡、光照变化以及复杂背景等具有较强的鲁棒性.

关键词: 视觉跟踪; 区域分割; 区域匹配; 标记分水岭

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)11-2150-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.11.004

Visual Tracking Algorithm Based on Feature Matching of Key Regions

YU Wang-sheng, TIAN Xiao-hua, HOU Zhi-qiang, HUANG An-qi, LIU Xiang

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi, 710077, China)

Abstract: In order to cope with the complex variation of target appearance during visual tracking, a robust tracking algorithm based on feature matching of key regions is proposed. Firstly, it initializes the target model and obtains target candidate through filter prediction. Then, it extracts the key regions of target model and target candidate using adaptive marker-based watershed algorithm and describes them with multiple features. Finally, it matches the key regions to get the mapping from target model to target candidate and calculates the final tracking results to output and update the target model. The proposed algorithm is tested on the video database containing the appearance variation of scale, occlusion, rotation, illumination, pose, background clutters, and motion blur. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm can well cope with the complex appearance variation, especially shows the robustness to the partial occlusion, illumination and background clutters.

Key words: visual tracking; region segmentation; region matching; marker-based watershed

1 引言

视觉跟踪中, 当目标发生尺度和遮挡变化时, 算法的跟踪性能往往会受到不同程度的影响, 甚至出现跟踪失败的情况. 经典的 Mean Shift 跟踪算法^[1]无法自适应目标的尺度变化. 局部分块跟踪^[2]通过局部分块构建目标模型, 但该分块方法是人为的强制性分块, 限制了算法的适应性. 近年来出现的基于学习的跟踪算法 (OAB^[3], MIL^[4]) 将对目标结构的自适应隐含在学习分类过程中, 对目标尺度和遮挡变化的鲁棒性明显增强. 结构学习 (Structural learning)^[5] 算法则从目标表观变化挖掘更深层次的结构信息, 进而增强了算法对目标表观变化的适应性.

由于图像的局部特征相对稳定, 且包含了丰富的结构信息, 因此基于局部特征匹配的跟踪成为解决尺度变化和遮挡问题的一种重要思路. 文献^[6]研究了基于

SIFT 特征的跟踪算法, 将跟踪过程分为匹配和更新两个阶段, 通过对稳健特征的累积实现模型更新. 文献^[7]将 SIFT 特征与 KLT 匹配算法有效结合进行跟踪, 提高了匹配跟踪的精度. 文献^[8]在粒子滤波框架内引入 SIFT 特征进行跟踪, 文献^[9]则将 SIFT 特征与 Mean Shift 相结合, 利用 SIFT 特征点提供的位置信息来修正 Mean Shift 向量. 然而, 匹配特征点对之间相对位置的细微变化会对跟踪结果产生较大影响, 此外背景区域的特征点也会对跟踪结果产生干扰.

针对上述算法存在的问题, 本文从区域分割出发, 提出一种基于关键区域特征匹配的视觉跟踪算法. 与特征点不同的是, 关键区域包含更加丰富的语义信息, 对目标局部变化的鲁棒性更好. 与局部分块跟踪^[2]不同的是, 本文采用标记分水岭算法^[10]提取关键区域, 对目标表观的变化具有更强的适应性, 增强了跟踪鲁棒性.

2 本文跟踪算法

本文跟踪算法的思路是通过关键区域构建目标模板与目标候选之间的匹配关系,然后通过求解仿射关系确定跟踪状态,最后对模板进行更新。

2.1 区域提取

本文采用自适应标记分水岭分割算法^[10]提取关键区域.分割过程由平滑滤波、梯度计算、标记提取和分水岭变换构成.首先运用 2 阶巴特沃斯低通滤波器对图像进行平滑,然后对平滑后的图像计算梯度,在标记提取时,本文直接在梯度空间提取局部极小值标记,最后对标记结果进行分水岭变换得到分割结果。

为增强关键区域对目标表现变化的适应性,本文进一步提取分割结果的前景区域作为关键区域,具体操作分两步进行.首先剔除包含模板图像首行、首列以及末行、末列的区域,然后计算剩余区域中心到模板中心的欧氏距离并进行排序,保留距离最小的前 N 个区域作为最终的关键区域.通过参数 N 进一步剔除分割结果中的背景区域,使得关键区域更能代表目标的前景信息.关键区域提取的过程及最终结果如图 1 所示。



图1 模板图像(左)进行区域分割(中)以及前景提取(右)的结果

2.2 特征描述

本文综合利用区域面积、中心坐标、空间分布以及直方图对关键区域进行多重特征描述。

(1) 区域面积

第 k 个关键区域 R_k 的面积计算公式为:

$$s_k = \sum_{(x,y)} \delta[(x,y), R_k] \quad (1)$$

式中, (x,y) 为像素点的坐标, $\delta(\cdot)$ 为判断函数:当 $(x,y) \in R_k$ 时取值为 1, 当 $(x,y) \notin R_k$ 时取值为 0(下同)。

(2) 中心坐标

区域 R_k 的中心位置坐标计算公式如下:

$$m_{k10} = \frac{1}{s_k} \sum_{(x,y)} x \cdot \delta[(x,y), R_k] \quad (2)$$

$$m_{k01} = \frac{1}{s_k} \sum_{(x,y)} y \cdot \delta[(x,y), R_k] \quad (3)$$

(3) 空间分布

以二阶中心矩作为像素空间分布的度量,其计算公式为:

$$c_{k20} = \frac{1}{s_k} \sum_{(x,y)} (x - m_{k10})^2 \cdot \delta[(x,y), R_k] \quad (4)$$

$$c_{k02} = \frac{1}{s_k} \sum_{(x,y)} (y - m_{k01})^2 \cdot \delta[(x,y), R_k] \quad (5)$$

$$c_{k11} = \frac{1}{s_k} \sum_{(x,y)} (x - m_{k10})(y - m_{k01}) \cdot \delta[(x,y), R_k] \quad (6)$$

c_{k20} 和 c_{k02} 为像素空间分布协方差矩阵主对角线上的元素, c_{k11} 为副对角线上的元素。

(4) 直方图

记 $h_k = (h_{k1}, h_{k2}, \dots, h_{kn})$ 为区域 R_k 的直方图, 则其第 i 个分量的计算公式如下:

$$h_{ki} = \frac{1}{s_k} \sum_{(x,y)} \delta[(x,y), R_k] \cdot b[I(x,y), i] \quad (7)$$

式中, $b(\cdot)$ 为像素到直方图子区间的映射函数, 当 $I(x,y)$ 落入直方图的第 i 个子区间时, $b(\cdot)$ 取值为 1, 否则取值为 0。

将区域面积和空间分布综合记为 $\pi_k = (s_k, c_{k20}, c_{k02}, c_{k11})$, 以 π_k 和 h_k 作为区域相似性度量的匹配特征, m_{k10} 和 m_{k01} 作为匹配约束特征。

2.3 特征匹配

记 R' 为目标候选的关键区域, 首先通过区域之间的相似性度量计算目标候选到目标模板的最近邻粗匹配, 然后通过匹配约束对最近邻粗匹配结果进行优化, 具体过程如下。

(1) 相似性计算

对于 R 中的第 k 个区域, 分别计算其与 R' 中所有区域的相似性大小, 计算公式如下:

$$\varphi_{kt} = \alpha \cdot \rho_1(\pi_k, \pi'_t) + (1 - \alpha) \cdot \rho_2(h_k, h'_t) \quad (8)$$

式中, α 为区域 R_k 与区域 R'_t 进行相似性度量时, 区域的空间特征 (π_k, π'_t) 与颜色特征 (h_k, h'_t) 所占的权重系数, 表征各自在相似性度量中发挥作用的大小. α 设置在 0.4~0.6 之间时能够获得相对理想的跟踪结果, 且性能稳定. $\rho_1(\cdot)$ 和 $\rho_2(\cdot)$ 为相似性度量函数, 表达式如下:

$$\rho_1(\pi_k, \pi'_t) = 1 - \frac{\sum_u \|\pi_k(u) - \pi'_t(u)\|}{\sum_u (|\pi_k(u)| + |\pi'_t(u)|)} \quad (9)$$

$$\rho_2(h_k, h'_t) = \sum_u \sqrt{h_k(u) h'_t(u)} \quad (10)$$

(2) 最近邻粗匹配

对于 R 中的所有区域, 找出其在 R' 中的最近邻粗匹配区域. 计算公式为:

$$k' = \arg \max_t (\varphi_{k1}, \dots, \varphi_{kt}, \dots, \varphi_{kN}) \quad (11)$$

式中, $(\varphi_{k1}, \dots, \varphi_{kt}, \dots, \varphi_{kN})$ 为 R 中第 k 个区域与 R' 中所有区域的相似性度量值。

(3) 匹配约束

记第 k 组匹配区域在相邻帧之间的运动位移为

(m_{kx}, m_{ky}) , 设 m_{kx} 的均值为 μ_x , 方差为 σ_x , m_{ky} 的均值为 μ_y , 方差为 σ_y , 对最近邻粗匹配结果施加如下约束条件:

$$(a) \mu_x - \sigma_x \leq m_{kx} \leq \mu_x + \sigma_x$$

$$(b) \mu_y - \sigma_y \leq m_{ky} \leq \mu_y + \sigma_y$$

遍历所有最近邻粗匹配结果, 保留满足上述约束条件的匹配区域, 减少误匹配结果. 如图 2 所示.



图2 目标模板和目标候选的关键区域(左)及其匹配结果(右)

2.4 跟踪结果

将特征匹配的结果记为 $R_k \rightarrow R'_k (k = 1, \dots, m)$, 记第 k 组匹配区域的中心坐标为 (m_{k10}, m_{k01}) 和 (m'_{k10}, m'_{k01}) , 通过点对之间的位置变化来估计跟踪结果.

(1) 中心位置

设跟踪结果的中心坐标为 (\hat{x}, \hat{y}) , 则:

$$\hat{x} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (m'_{k10} - m_{k10} + l_{k10}) \quad (12)$$

$$\hat{y} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (m'_{k01} - m_{k01} + l_{k01}) \quad (13)$$

上述公式中, l_{k10} 和 l_{k01} 为 R_k 相对于目标模板沿 x 轴和 y 轴的位置坐标.

若目标候选区域相对于整幅图像的坐标为 (x_0, y_0) , 则跟踪所得目标在视频帧中的坐标修正为 $(\hat{x} + x_0, \hat{y} + y_0)$.

(2) 尺度计算

设目标模板中 K 组区域之间的中心距离为 $(d_{x1}, d_{y1}), \dots, (d_{xK}, d_{yK})$, 其对应目标候选中的距离记为 $(d'_{x1}, d'_{y1}), \dots, (d'_{xK}, d'_{yK})$, 则尺度估计公式为:

$$\tau_x = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{d'_{k1}}{d_{k1}} \quad (14)$$

$$\tau_y = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{d'_{k2}}{d_{k2}} \quad (15)$$

式中, τ_x 和 τ_y 为目标当前尺度相对于上一帧尺度的比例因子, 当前尺度由上一帧尺度与比例因子相乘所得.

2.5 模板更新

在目标跟踪任务中, 需要根据目标表观特征的变化对模板进行更新. 然而, 模板更新的时机和更新策略是目前研究中的一个难点问题. 对于本文跟踪算法而言, 特征区域的获取对光照的变化具有较强的鲁棒性. 随着跟踪的推进, 特征区域的大小以及形状都会随着目标的变化而变化. 由于跟踪结果能够真实反应目标的当前状态, 因此本文采用当前帧的跟踪结果作为下

一帧的目标模板, 然后重新进行自适应标记分水岭分割以提取关键区域. 当下一帧输入时, 开始新的跟踪周期.

2.6 算法总结

总结全文算法如下:

第一步: 初始化. 在输入的首帧视频中, 手动标定初始目标模板.

第二步: 滤波预测. 在当前帧中, 根据上一帧的跟踪结果, 利用卡尔曼滤波对目标位置进行预测, 根据预测的位置, 以与目标模板等大小的矩形框标定目标候选区域. 当目标运动速度较快时, 可适当增大目标候选区域的尺寸以增强跟踪的鲁棒性.

第三步: 分水岭分割. 对跟踪区域进行自适应标记分水岭分割, 提取关键区域.

第四步: 区域匹配. 在目标模板与目标候选之间进行特征匹配, 获取稳健的匹配结果.

第五步: 状态估计. 根据匹配结果估计当前状态, 标定并输出跟踪结果.

第六步: 模板更新.

算法整体流程如图 3 所示.

3 仿真实验与分析

本节首先利用包含目标尺度变化、部分遮挡、光照

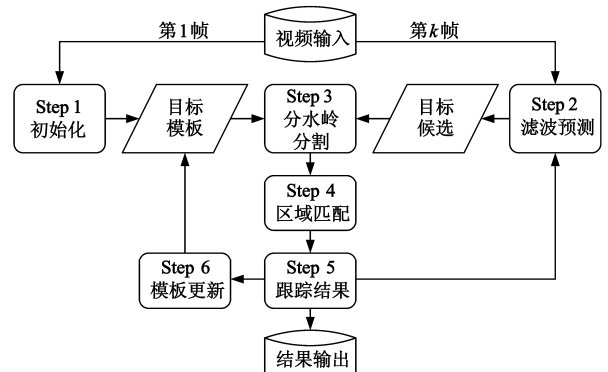


图3 本文跟踪算法流程图

变化以及姿态变化等的视频序列对所提算法进行跟踪测试,然后通过与参考算法进行对比测试进行性能分析.本文跟踪算法的仿真硬件平台为 3.29GHz, 3.24GB 的个人计算机,软件平台为 Matlab2011.

3.1 实验参数设置

本文算法在关键区域提取时需要预先设置滤波器的截止频率以及自适应标记提取的阈值参数.截止频率沿用文献[10]中的设置不变,自适应标记提取的阈值参数在文献[10]的基础上略有调整,大小设置为图像梯度均值的 0.2 倍.此外,在对分割结果进行前景区域提取时,参数 N 取值为分割区域数目的 0.7~0.9 倍之间,目的是保证关键区域尽可能充分反映目标的前景信息.本文所有实验均取为分割区域数目的 0.8 倍.公式(8)中权重系数 α 在所有实验中均取值为 0.5.

3.2 本文算法测试

(1) 尺度变化

当跟踪目标的尺度发生变化时,对尺度变化的估计转化为每一帧尺度因子的计算.图 4 为本文算法对尺度逐渐变小的汽车进行跟踪的部分结果,其中白色矩形框为目标跟踪结果,右上角的二值化图像为相邻帧之间提取的关键区域,右下角为区域匹配的结果(下同).

(2) 部分遮挡

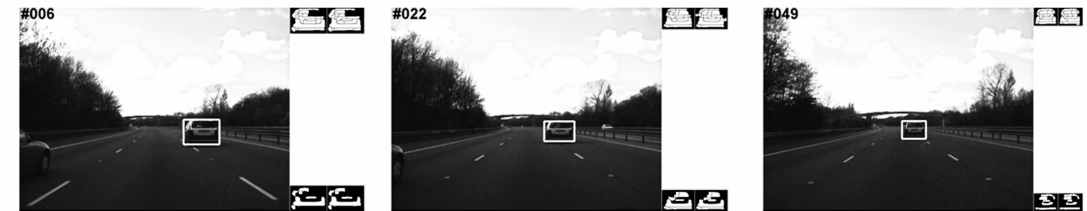


图4 本文算法对尺度变化目标的跟踪结果



图5 本文算法对部分遮挡目标的跟踪结果

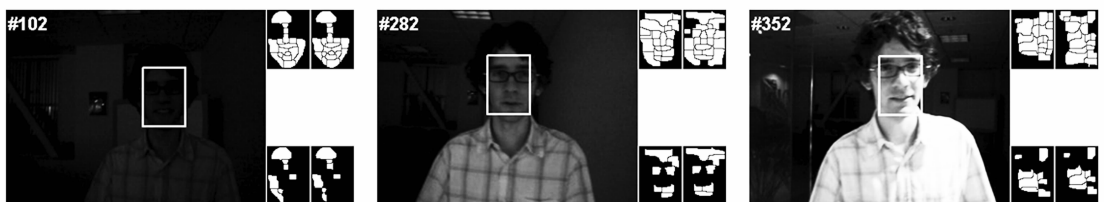


图6 本文算法对光照变化目标的跟踪结果

图 5 所示为本文算法对部分遮挡视频的跟踪结果.观察发现,本文算法对目标的部分遮挡情况具有较强的鲁棒性,在部分遮挡的情况下,本文算法依然能够获得理想的跟踪结果.

(3) 光照变化

图 6 所示的视频中,目标所处的环境光照发生了剧烈变化.由于本文关键区域的提取不受光照变化影响,且相邻帧之间目标的空间结构和颜色特征过渡相对平滑,因此在特征匹配中能够得到稳健匹配的区域,进而得到较为理想的跟踪结果.

(4) 姿态变化

图 7 所示为本文算法对姿态变化目标跟踪的部分结果.当目标发生旋转、翻转等姿态变化时,目标的表现特征会出现明显的变化.此时本文算法能够利用目标主要特征在时间和空间上的连续性,进行及时有效的模板更新,进而较好地适应目标姿态的变化.

3.3 对比测试与定量分析

为进一步对本文算法的跟踪性能进行定量测试与评价,选取了 6 段视频序列进行跟踪测试,各视频跟踪的难点如表 1 所示.选取的参考对照算法为近年来的经典测试算法 FragT 算法^[2], OAB 算法^[3]以及 MIL 算法^[4].



图7 本文算法对姿态变化目标的跟踪结果

表1 测试视频序列相关信息及其跟踪难点

视频名称	帧数	跟踪难点
(1) vehicle	71	尺度变化
(2) faceoccl	400	遮挡变化
(3) faceoc2	500	遮挡变化、目标旋转
(4) david1	300	光照变化
(5) sylvester	1000	姿态变化、光照变化
(6) lemming	541	遮挡变化、运动模糊

图8所示为各算法的部分跟踪结果.图中自上至下依次对应表1中的视频序列, FragT算法的跟踪结果为白色虚线框, OAB算法跟踪结果为灰色虚线框, MIL算法的跟踪结果为黑色虚线框, 本文算法的跟踪结果为白色实线框.

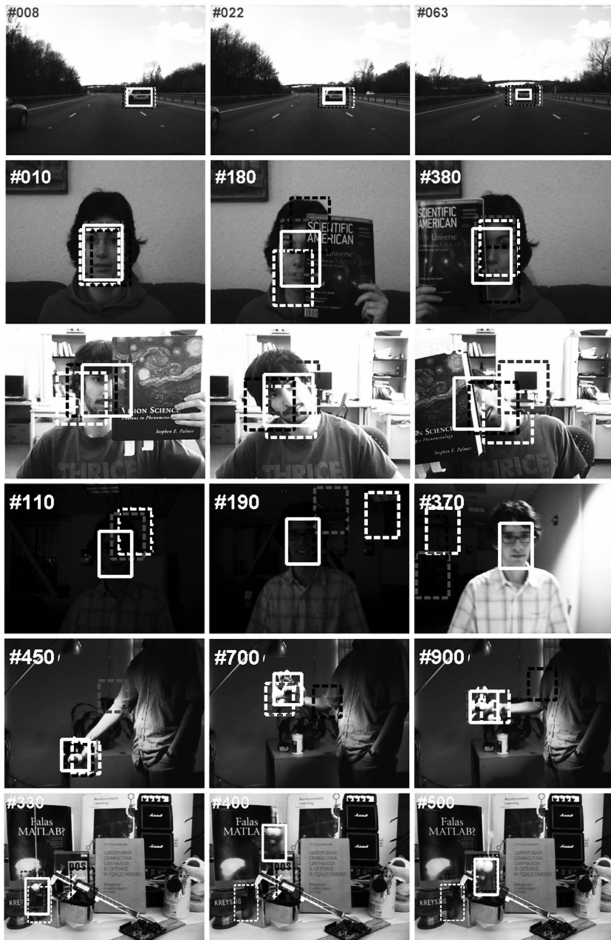


图8 跟踪测试的部分实验结果(白色实线框为本文算法结果)

图8所示结果表明, FragT算法对目标的尺度变化、角度旋转以及姿态变化等问题较为敏感. OAB算法能够较好地处理目标的尺度变化, 但对光照和遮挡变化的适应性较差. MIL算法能够适应目标的尺度变化, 当目标出现部分遮挡以及旋转时, 跟踪性能下降明显. 相对而言, 本文算法能够更好地适应目标外观特征的复杂变化, 尤其当目标发生部分遮挡或光照变化时, 本文算法的优势更加明显. 跟踪中本文算法仅在“vehicle”序列中进行了尺度更新. 其余序列中, 均采用固定尺度的模板进行跟踪.

为进一步对算法进行更加客观的评价, 分别计算四种算法对6段测试视频跟踪所得的中心位置误差(Center Location Error-CLE)进行比较分析, 第 k 帧的误差计算公式如下:

$$\epsilon_k = \sqrt{(x_k - x'_k)^2 + (y_k - y'_k)^2} \quad (16)$$

式中, (x_k, y_k) 为第 k 帧跟踪所得的目标中心位置坐标, (x'_k, y'_k) 为对应的 ground truth 的中心位置. 该误差的单位为像素, 数值越小, 反应跟踪的结果与 ground truth 越接近. 本文算法与参考算法对6段视频序列跟踪所得的中心位置误差的详细比较如图9所示.

表2列出了算法跟踪的平均中心位置误差(MCLE)比较. “vehicle”序列中, FragT算法的平均误差为11.3, OAB算法、MIL算法以及本文算法的平均误差依次为7.2, 9.7和4.1, 此时本文算法的跟踪误差最小. 本文算法在所有视频中均得到最小的跟踪误差, 尤其在遮挡变化的“faceoccl”, 光照变化的“david1”以及复杂背景的“lemming”序列的优势比较明显.

跟踪成功率(Tracking Success Rate-TSR)是衡量算法跟踪稳定性的一项重要指标, 如果当前帧的跟踪结果与 ground truth 的重叠率超过50%, 则称当前帧跟踪成功. 统计跟踪成功帧数与视频总帧数的百分比即为跟踪成功率. 表2列出了本文算法与参考算法对6段视频的跟踪成功率(TSR)比较. MCLE与TSR的比较结果表明, 本文算法具有更小的跟踪误差和更高的跟踪成功率.

在算法的实时性能方面, 本文算法较参考算法具有明显优势. 在 Matlab 软件平台下, 平均每秒钟能处理35帧以上.

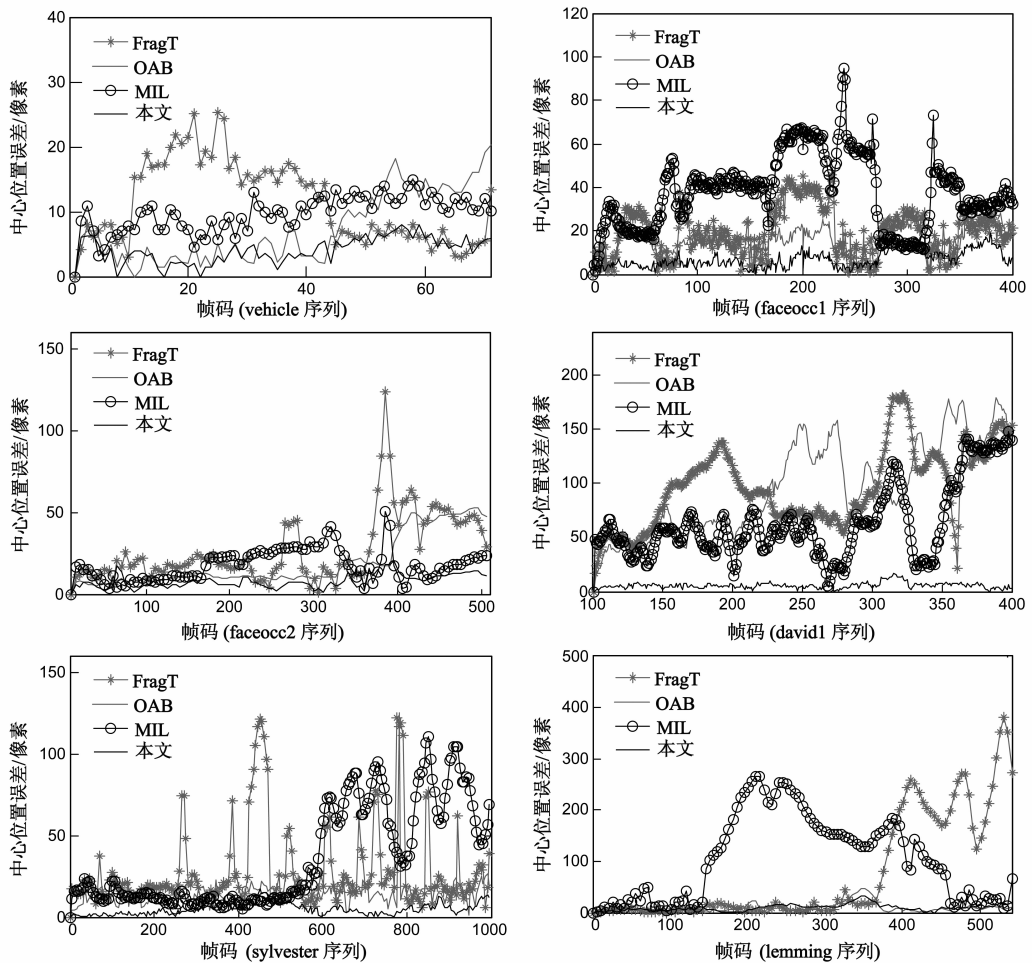


图9 跟踪测试的中心位置误差比较

表 2 平均中心位置误差(MCLE)以及跟踪成功率(TSR)比较

	FragT ^[2]		OAB ^[3]		MIL ^[4]		本文算法	
	MCLE	TSR	MCLE	TSR	MCLE	TSR	MCLE	TSR
vehicle	11.3	100%	7.2	100%	9.7	100%	4.1	100%
faceocc1	19.2	96.0%	15.8	100%	37.8	53.8%	6.9	100%
faceocc2	26.8	94.1%	19.2	95.8%	17.6	99.4%	7.7	100%
david1	96.0	28.3%	96.2	29.8%	62.7	13.6%	5.5	100%
sylvester	27.8	74.7%	14.2	88.4%	36.3	57.3%	4.9	100%
lemming	74.6	93.7%	10.1	100%	103.9	87.8%	9.7	100%

仿真实验中, FragT 算法在测试中的跟踪误差较大, 这主要是由算法的局部分块模型决定的. OAB 算法和 MIL 算法是一类在线学习的跟踪方法, 正负样本的构建需要目标具有较明显的特征, 当目标处于对比度极低的暗光照环境下时, 所构建的初始样本的可分性较差, 因此在后续的跟踪中丢失目标. 本文算法建立在目标区域的自然分块基础上, 所提取的关键区域包含了更加丰富的语义信息, 即使在照度极低的暗环境下依然能够提取有效的关键区域, 进而通过区域匹配实现跟

踪. 此外, 基于目标区域的自然分块更加适应目标表观的变化, 模板更新能够有效减小跟踪误差的累积. 测试中, 尽管目标发生了多种复杂变化, 但本文算法能够自始至终地实现对目标的有效跟踪.

4 结论

本文提出了一种基于关键区域特征匹配的目标跟踪算法, 利用分水岭区域对目标结构与遮挡变化的鲁棒性, 增强了跟踪的精度与稳定性. 实验结果表明, 所提算法对目标的尺度变化、部分遮挡、角度旋转、光照变化、姿态变化、复杂背景以及运动模糊等情况具有较强的适应性, 尤其在目标部分遮挡、光照变化以及复杂背景变化等情况下体现了明显的优势. 有待于进一步深入研究的地方是, 当目标的状态在空间上不连续(如剧烈运动、全部遮挡或短暂消失)时, 如何增加判决条件与检测机制来完成跟踪. 此外, 当目标的分辨率较低时, 分水岭分割所得到的关键区域数目较少, 跟踪性能会受到影响.

参考文献

- [1] DComaniciu, et al. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2003, 25(5): 564 – 577.
- [2] AAdam, et al. Robust fragment-based tracking using integral histogram [A]. In: Proceedings of the 21st IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. New York, USA, IEEE Press, 2008. 798 – 805.
- [3] HGrabner, et al. Real-time tracking via online boosting [A]. In: Proceedings of British Machine Vision Conference [C]. Edinburgh, UK, BMVA Press, 2006. 47 – 56.
- [4] BBabenko, et al. Robust object tracking with online multiple instance learning [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2011, 33(8): 1619 – 1632.
- [5] RYao, et al. Part-based visual tracking with online latent structural learning [A]. In: Proceedings of the 26th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Portland, USA, IEEE Press, 2013. 2363 – 2370.
- [6] 蔺海峰, 等. 基于 SIFT 特征目标跟踪算法研究 [J]. 自动化学报. 2010, 36(8): 1024 – 1028.
H F Lin, et al. Research on object tracking algorithm based on SIFT [J]. Acta Automatica Sinica. 2010, 36(8): 1024 – 1028. (in Chinese)
- [7] 刘玉, 等. 一种基于 SIFT 和 KLT 相结合的特征点跟踪方法研究 [J]. 宇航学报, 2011, 32(7): 1618 – 1627.
YLiu, et al. A feature point tracking method based on the combination of SIFT algorithm and KLT matching algorithm [J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(7): 1618 – 1627. (in Chinese)
- [8] BFeng, et al. Tracking object by combining particle filters and SIFT features [A]. In: Proceedings of the 5th International Conference on Image and Graphics [C]. Xi'an, China, IEEE Press, 2009. 527 – 532.
- [9] HZhou, et al. Object tracking using SIFT features and mean shift [J]. Computer Vision and Image Understanding. 2009, 113(3): 345 – 352.
- [10] 余旺盛, 等. 基于标记分水岭和区域合并的彩色图像分割 [J]. 电子学报, 2011, 39(5): 1007 – 1012.
W S Yu, et al. Color image segmentation based on marked-watershed and region-merger [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(5): 1007 – 1012. (in Chinese)

作者简介



余旺盛 男, 1985 年出生于湖南平江, 分别于 2008 年和 2010 年获空军工程大学电讯工程学院信号与信息处理专业学士学位和硕士学位, 现于空军工程大学信息与导航学院攻读博士学位, 主要研究方向为数字图像处理与模式识别。

E-mail: xing_fu_yu@sina.com



田孝华 男, 1965 年出生于湖南石门, 2003 年获西安电子科技大学信号与信息处理专业博士学位, 现为空军工程大学信息与导航学院教授、博士研究生导师, 主要研究领域为无线电定位、阵列信号处理、非平稳信号处理、无线电导航等。

E-mail: xht65@sina.com