

基于分水岭分割和尺度不变特征点的多目标全自主跟踪算法

胡珂立^① 谷宇章^① 王莹冠^① 邹方圆^① 金锋^②

^①(中国科学院无线传感网与通信重点实验室中科院上海微系统与信息技术研究所 上海 200050)

^②(浙江省嘉兴市公安局交警支队 嘉兴 314000)

摘要: 该文针对多目标的鲁棒跟踪问题,设计了一种基于图像分水岭分割和尺度不变特征变换(SIFT)特征点的多目标全自主跟踪算法。为规避图像平坦区域,提出在原图上叠加规则坡度图的思想,并在浮点域进行一定尺度高斯模糊处理,将区域极小值点作为种子点完成分水岭分割,并将极值点作为目标特征点,通过前后帧分水岭映射生成特征点短时轨迹,自动检测运动目标。之后依据目标所处状态(是否发生遮挡)和分水岭分割图建立、更新目标 SIFT 特征池,结合分水岭映射、SIFT 特征池匹配完成对目标鲁棒跟踪。实验结果表明,该算法能有效完成视频中多目标的持续跟踪,并对目标遮挡有较好的鲁棒性。

关键词: 多目标跟踪;全自主;分水岭分割;尺度不变特征变换(SIFT)

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)08-1827-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.01323

Full-automatic Tracking Algorithm for Multi-object Based on Watershed Segmentation and Scale-invariant Feature Points

Hu Ke-li^① Gu Yu-zhang^① Wang Ying-guan^① Zou Fang-yuan^① Jin Feng^②

^①(Key Laboratory of Wireless Sensor Network & Communication, Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200050, China)

^②(Traffic Police of Jiaxing Public Security Bureau, Jiaxing 314000, China)

Abstract: For the issue of multi-object robust tracking, a type of watershed segmentation and Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) feature points based full-automatic tracking algorithm is presented. To avoid flat area while do watershed segmentation on the image, a regular gradient image is added to the source image. After the Gaussian blurred process is done on the added image in float field, field minimal points are selected as object feature points as well as seed points to do watershed segmentation. Moving object is detected through short time points trajectories derived from watershed region mapping relationship between current and backward image. SIFT feature pool is built and updated based on object occlusion occurred or not and watershed segmentation. With the help of watershed region mapping and feature matching with the SIFT feature pool, object is robustly tracked. Actual tests show that the algorithm can track multi-object well and with a better performance of mutual occlusion robustness.

Key words: Multi-object tracking; Full-automatic; Watershed segmentation; Scale-Invariant Feature Transform (SIFT)

1 引言

目标跟踪,尤其是多目标跟踪,一直受到视频监控领域研究人员的重视。能自主检测动目标,并在目标之间发生遮挡时完成鲁棒跟踪是该类研究的热点。

运动目标检测通常通过背景建模来完成,先后

出现了单高斯模型、混合高斯模型、非参数核密度估计模型, Marr 小波概率核函数模型等多种背景建模方式。这些模型均以单像素点为研究对象,忽略了目标在单帧图像中的空间信息,以及和周围背景的差异性。文献[1]提出了时空信息区域图概念,基于图论和区域时空信息完成对运动目标的检索,但对目标背景分离度要求较高。文献[2]提出了基于分水岭极值点映射的目标跟踪算法,依据区域双向匹配、分裂、合并 3 种关系完成对选定目标的跟踪,文中仅采用了区域直方图信息作为区域分裂时判定

2011-12-14 收到, 2012-05-15 改回

国家重大专项 03 专项(2009ZX03006-003-01)和中国科学院知识创新项目(Y15YQA1001)资助课题

*通信作者: 胡珂立 ancimoon@126.com

区域属性的依据,鲁棒性不够,且需手动选定运动目标,不利于自动跟踪。

特征点匹配一直是图像检索的热点,且能够在一定程度上解决目标部分遮挡的问题。自文献[3,4]提出 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)算子以来,由于其对图像缩放、旋转和仿射变换具有不变性,被广泛用于目标匹配和跟踪中^[5-11]。文献[5]对几种典型的特征点检测和描述算子做了评估,验证了 SIFT 算子的鲁棒性。文献[6]将 SIFT 特征点和 Meashift 算法结合,以 SIFT 特征点辅助确定后续帧中的目标兴趣区域;文献[7]将 SIFT 特征点和粒子滤波结合,在利用颜色相似度确立粒子权重时引入 SIFT 特征点分布信息;文献[8]将 SIFT 特征点和 Meashift 结合的同时,把目标特征点分为前景点和背景点,并适时进行特征更新。文献[9]利用改进的 KLT(Kanade-Lucas-Tomasi)算法对 SIFT 特征点进行跟踪。文献[6-9]虽在一定程度上提高了目标跟踪的可靠性,但被跟踪目标均须手动选定,跟踪比较单一。文献[10,11]均能自动提取运动目标,并结合 SIFT 特征点进行跟踪,文献[10]仅通过面积变化判断目标区域分裂、合并,可靠性不高。文献[11]采用帧间差和背景差分相结合方式进行目标区域提取,虽在一定程度上能够克服光照变化,但对于慢速移动物体往往会造成策略失败。

本文算法综合利用文献[2]提出的分水岭映射跟踪,以及文献[3,4]提出的 SIFT 特征点检测和描述算子,能同时完成多运动目标的自主检测和跟踪,具有良好的抗遮挡性能。

2 浮点分水岭分割与区域映射关系

2.1 浮点分水岭分割

本文采用区域极小值点作为分水岭种子点,会导致平坦区域(区域像素点灰度值相同)像点均被检测为极小值点,不利于后续处理。文献[2]提出基于高斯模糊的浮点分水岭分割,一定程度上解决了平坦区域问题。但高斯模糊只能消除图像中小于高斯模糊窗半径的平坦区域,对超出高斯模糊窗半径范围的平坦区域问题仍无法解决。基于此,本文提出一种规则坡度图的思想,通过原图上按比例叠加坡度图来消除平坦区域。

$I(x,y)$ 表示图像位于坐标轴 (x,y) 处的灰度值, W 和 H 分别表示图像的宽和高。对应规则坡度图在 (x,y) 处的值为 $G(x,y)$ 。

$$G(x,y) = x/W + y/H \quad (1)$$

$$I'(x,y) = \frac{L-3}{L-1} \cdot I(x,y) + \frac{2}{L-1} \cdot G(x,y) \quad (2)$$

式(1)须在浮点域内完成。式(2)中 $I'(x,y)$ 表示叠加规则坡度图后的图像, L 表示原图灰度级。

若直接在 $I'(x,y)$ 上提取区域极值点,会得到过多,过密集的极值点区域。本文先对 $I'(x,y)$ 在浮点域做高斯模糊处理,之后在模糊图上提取区域极值点为种子点,并依据浸没分水岭分割算法完成对 $I'(x,y)$ 对应高斯模糊图的分割。有效消除了平坦区域问题,同时分割后区域整体结构同未叠加坡度图的分割结果大致相同。

2.2 分水岭区域映射

分水岭区域映射关系包括双向匹配、合并和分裂3种^[2]。如图1所示,图1上部表示第 t 帧分水岭,下部表示第 $t+1$ 帧分水岭。图中经实线、虚线、点线相连的极值点关系分别为双向匹配、合并和分裂。

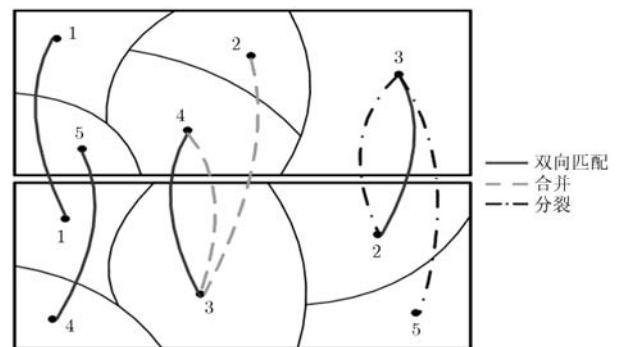


图1 分水岭区域映射关系示意图

3 运动目标检测

实验发现,当目标颜色略深于背景色时,目标身上总会有极值点存在,有效支持了本文运动检测的有效性。本文假设目标刚进入画面时只包含一个区域,即只包含一个极值点,且目标在摄像机视域范围内运动时成像大小没有剧烈变化。本算法中选择的高斯尺度应尽量使模糊后的图像中同一目标上区域极小值点尽量少,最优情况为仅有一个极小值点。此时,检测运动目标就转化为检测运动极值点。

令 $T_m[i] = (x,y)_m^i (i \geq t, i < t+N)$ 表示极值点 m 在第 i 帧中的坐标位置,则整个数组 $T_m[N]$ 表示极值点 m 在连续 N 帧中的运动轨迹。

极值点的轨迹信息通过分水岭区域双向匹配获得。如图1所示, t 帧中的极值点1和 $t+1$ 帧中的极值点3双向匹配,两个极值点在两帧中的坐标分别为 $(x,y)_{m_0}^t$ 和 $(x,y)_{m_0}^{t+1}$,则有 $T_{m_0}[t] = (x,y)_{m_0}^t$, $T_{m_0}[t+1] = (x,y)_{m_0}^{t+1}$ 。以此类推,可以获得所有极值点的轨迹信息,本算法只维持各极值点最新的连续 N 帧轨迹信息。

$$Mv[i] = |T_m[t + N - 1] - T_m[i]| = \left| (x, y)_m^{t+N-1} - (x, y)_m^i \right|$$

$$= \left| x_m^{t+N-1} - x_m^i \right| + \left| y_m^{t+N-1} - y_m^i \right| \quad (3)$$

$$\text{Norm}Mv[i] = Mv[i] / \max(Mv[t], Mv[t + 1], \dots, Mv[t + N - 1]) \quad (4)$$

式(3)将获得的极值点轨迹信息做坐标平移, 式(4)将平移后的轨迹信息做归一化处理, 通过与缓存 N 帧中最大位移值相除完成。

$$DMv[i] = |\text{Norm}Mv[i] - \text{Norm}Mv[i + 1]| \quad (5)$$

式(5)得到极值点相邻帧之间的位移偏差, $i = t, t + 1, \dots, t + N - 2$ 。由于目标运动相对平滑, 极值点位置变化较稳定, 而噪点会出现跳动, 可以通过检测 DMv 的方差 $\text{Var}(DMv)$ 检测运动目标。

图 2 为标准视频序列 PETS 中 Meet_Crowd 添加规则坡度图后, 经尺度 5.0 的高斯模糊后得到的分水岭分割图, 图 3 为该视频到第 209 帧为止缓存轨迹帧数达到 10 的极值点, 相应轨迹方差 $\text{Var}(DMv)$ 以及对应位移 $|T_m[t + 9] - T_m[t]|$ 的曲线图, 左纵坐标对应位移, 右纵坐标对应方差, 对应位移 $|T_m[t + 9] - T_m[t]|$ 按升序排列。图 3 中后 4 个点为视频帧中对应的 4 个运动目标点, 即图 2 左图中的 4 个白点, 白点后短实线轨迹为对应极值点 10 帧内的轨迹信息。从图 3 中可以发现, 运动点方差 $\text{Var}(DMv)$ 较小, 对应位移较大。而噪点则恰好相反。因此, 定义如下:

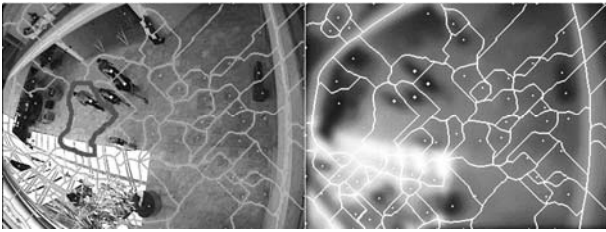


图 2 Meet_Crowd 第 209 帧分水岭分割彩色域和灰度域图

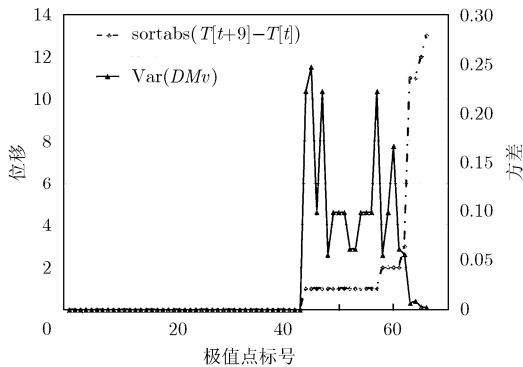


图 3 Meet_Crowd 第 209 帧极值点对应位移和方差图

$$|T_m[t + N - 1] - T_m[t]| > M\text{Thred} \quad (6)$$

$$\text{Var}(DMv) < V\text{Thred} \quad (7)$$

同时满足式(6)和式(7)的点被检测为运动点。其中 $M\text{Thred}$ 和 $V\text{Thred}$ 为两个预先设定的门限值。

4 目标跟踪

4.1 根据分水岭映射的极值点跟踪

本文将分水岭双向匹配作为最可靠的跟踪形式, 伴随目标运动, 目标区域会发生多次分裂与合并, 此时双向匹配往往会失败。在检测到目标区域发生分裂合并时应尽可能将所有属于该目标的分水岭区域信息加入该目标分水岭区域链表。

图 4 所示为目标分水岭区域分裂示意图, 假定图 4(a)矩形框为初始目标区域, 从图 4(a)到图 4(b)的分裂可以看出, 极值点(a)-1 和(b)-3 双向匹配, 假定极值点(a)-1 映射到(b)中为(a-1-b), 图 4(b)中极值点(b)-1 和(b)-2 距离(a-1-b)很近, 可以通过距离约束将(b)-1 和(b)-2 加入到该目标分水岭区域链表中。而对于图 4(a)到图 4(c)的映射, 极值点(c)-2 为双向匹配点, (c)-1 无法通过映射距离约束加入到该目标链表, 对于这种情况, 文献[2]采用将分裂区域与图 4(a)中目标分水岭区域进行直方图正交判定是否属于该目标。然而, 由于本文在分水岭之前对图像进行了较大尺度的模糊处理, 包含目标的分水岭区域还包含大量背景区域(如图 2 中粗实线框包围区域), 因此, 区域直方图难以代表目标信息。

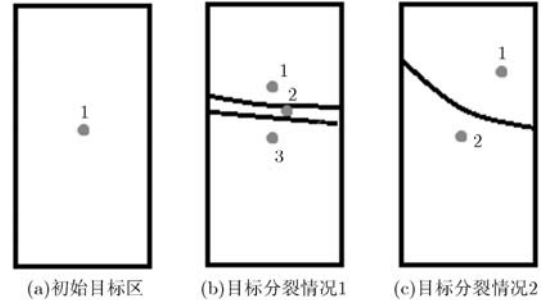


图 4 目标分裂形式示意图

4.2 目标 SIFT 特征池的建立与维护

为应对 4.1 节提出的问题, 将 SIFT 特征点引入到分水岭目标跟踪中。

对于非刚体目标, 特征点随目标运动变化较大, 仅依靠前后帧进行特征点匹配很可能失败, 须建立运动目标特征池。图 5 所示为运动目标特征池建立与更新流程图。

特征池的建立有两个问题, 一是提取特征点的目标兴趣区域选取; 二是特征池中描述子的更新策略。



图5 特征池建立与更新流程图

$$O_c = \frac{1}{\text{Anum}} \sum_{i=1}^{\text{Anum}} A_i \quad (8)$$

基于目标尺度在运动过程中变化不大的假设,预先根据目标大小定义矩形框,以 O_c 为目标矩形框中心,见式(8), O_c 表示目标位置,Anum表示目标包含的分水岭区域数, A_i 表示各个分水岭区域极值点的坐标。取该矩形框和目标所包含分水岭区域的共同区域作为目标兴趣区域。如图6所示。

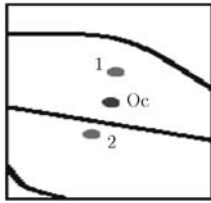


图6 目标兴趣区域选取示意图

目标特征池中每个描述子都对应一个权值,并伴随目标运动对权值进行更新。本文将每次检测到的特征点分为3个集合,分别为和特征池匹配的点集 P_{mp} ,和前帧目标特征点匹配的点集 P_{mb} ,以及都未匹配的点集 P_{nm} 。当前帧目标特征点集 $P = \{P_{mp} \cup P_{mb} \cup P_{nm}\}$, $p_i \in P, i = 1, 2, 3, \dots$ 。对应的特征描述子集合 $\text{Des}P = \{\text{Des}P_{mp} \cup \text{Des}P_{mb} \cup \text{Des}P_{nm}\}$, $\text{des}p_i \in \text{Des}P, i = 1, 2, 3, \dots$ 。

$$P_{mp} = \{p_i, \text{Dist}(p_i, \text{FeaPool}) < D\text{Thred}\} \quad (9)$$

由式(9)获得 P_{mp} 集合,其中 $\text{Dist}(p_i, \text{FeaPool})$ 表示当前帧特征点对应的描述子和特征池FeaPool各个描述子距离中的最近距离。集合 P_{mb} 通过前后帧目标特征描述子的最近次近距离比值法获得。令 DesPO_{mp} 表示特征池中与 P_{mp} 中特征点匹配的特征描述子集合, $\text{des}p_i$ 为特征池中对应的描述子, W_t^i 为对应的权值。

$$W_t^i = \begin{cases} W_{t-1}^i + 2, & \text{des}p_i \in \text{DesPO}_{mp} \\ W_{t-1}^i - 0.5, & \text{des}p_i \notin \text{DesPO}_{mp} \end{cases} \quad (10)$$

按式(10)对特征池中已存的描述子进行权值更新,删除更新后权值低于某门限的特征。此外,还需将当前帧满足式(11)的特征描述子添加到特征池中,对应权值为 $\text{Add}W_t^i$ 。

$$\text{Add}W_t^i = \begin{cases} 1, & \text{des}p_i \in \text{Des}P_{mb}, \text{des}p_i \notin \text{Des}P_{mp} \\ 0, & \text{des}p_i \in \text{Des}P_{nm} \end{cases} \quad (11)$$

4.3 SIFT 特征池和分水岭映射联合跟踪

4.3.1 无目标遮挡跟踪 若未检测到目标遮挡,按如下步骤进行跟踪:

(1)将目标包含的分水岭区域中符合双向映射的区域依照映射结果更新目标链表中对应区域号和极值点信息;

(2)检测目标包含的分水岭区域是否发生分裂、合并现象;

(3)将区域合并后对应的区域信息加入目标链表结构,删除合并前目标链表中对应的区域信息;

(4)提取当前帧对应分裂区域的SIFT特征点,分别与邻域目标特征池(依照式(9)方法),以及目标前帧特征描述子(依照最近次近距离比)进行匹配,若匹配特征点总数和当前分裂区域特征点总数比值超过设定门限,则认为是该目标一部分;

(5)将前帧目标包含的分水岭区域对应极值点映射到当前帧,并将当前帧中区域极值点与前帧映射的极值点之间满足欧式距离(两个极值点之间的图像坐标距离)约束的区域信息加入到目标链表结构;

(6)若当前帧检测到运动点,且该运动点不属于当前帧中所有目标链表结构包含的区域。检测该运动点对应区域是否有目标分水岭邻域,若有,提取SIFT特征点并按照步骤(4)方法计算匹配比值,若比值超过设定门限,则认为是该目标一部分,否则认为是新目标,避免运动目标误检;

(7)删除当前链表中重复包含的区域,更新目标坐标信息;

(8)更新目标特征池。

4.3.2 目标遮挡检测与跟踪 将前一帧的各个目标位置映射到当前帧,若某两个或者两个以上目标映射点在当前帧同一分水岭区域,则认为这些目标发生遮挡。

对于遮挡目标,停止目标特征池的更新,对于满足分水岭双向映射的目标区域进行持续跟踪,若没有满足双向匹配的区域,则提取遮挡区域特征点与对应目标特征池进行匹配(依照式(9)方法),依据成功匹配的特征点定位目标位置。

4.3.3 遮挡目标分离与跟踪 若前帧对应的遮挡区域发生分裂,则认为遮挡目标开始分离。提取分裂区域的SIFT特征点,分别与之前区域双向匹配跟踪

失败的目标对应的特征池依照式(9)进行匹配,并将该区域极值点位置定为与相应目标特征池匹配点数量最多的目标位置。

5 实验结果与分析

本文测试视频分辨率为 800×450 。初始参数分别为:目标宽 30,高 80,高斯尺度 8.0,动目标检测缓存帧数为 10, MThred 为 0, VThred 为 0.01, DThred 为 150, 特征匹配时最近次近距离比门限为 0.5, 特征池描述子删除门限为-7, 分裂区域判定门限为 0.48。

图 7(a), 7(b)分别为测试视频第 16, 46 帧图像,极值点对应的拖尾为 10 帧内经分水岭双向匹配生成的极值点运动轨迹。可以看出,小方框内的极值点均产生了较大位移,但本文动目标检测算法均未将这些点误检测为运动点。

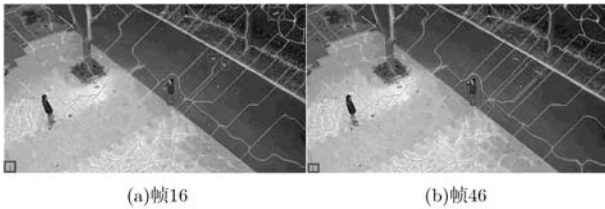


图 7 动目标检测抗噪示意图

图 8 和图 9 分别为本文算法和 Camshift 跟踪算法的处理结果图。目标 1, 目标 2 分别在测试视频第 101 帧和 105 帧被检测为运动目标,图 8 帧 131 目标 1 包含区域发生分裂,帧 145 分裂区域重新合并,帧 193 检测到目标发生遮挡,帧 215 检测到两目标发生分离。图 9 中 Camshift 算法在目标发生遮挡前完成了对目标 1 的跟踪,但当目标发生遮挡时,由于两目标颜色近似,使得跟踪算法失效,图 9 从帧 215 开始椭圆圈出现明显拉伸。两图对比可以发现,本文算法能很好地处理目标遮挡现象,并能很好地应对区域分裂合并时区域归属的判定。

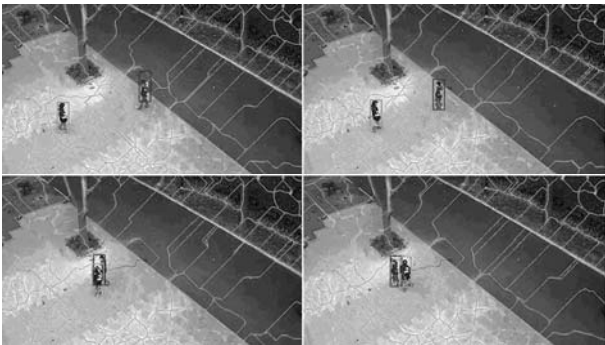


图 8 本文算法跟踪效果图(自左向右,自上向下对应帧 131, 145, 193, 215)



图 9 Camshift 算法跟踪效果图(自左向右,自上向下对应帧 131, 193, 215, 238)

图 10(a)所示为本文算法跟踪目标生成的轨迹图(从 101 帧到 305 帧),该轨迹图未经任何平滑滤波处理。从轨迹图中可以看出检测跟踪全程未出现误检测,方框处目标 1 轨迹发生较大抖动是因为目标包含区域在此处发生了较大的分裂合并现象,导致目标中心发生抖动。

图 10(b)中目标特征容量图可以看出,目标 1 和目标 2 分别在第 101 帧、105 帧建立特征池。两目标在 193 帧发生遮挡,215 帧两目标分离,在此期间两目标特征池不更新,容量不变。除此之外,特征池容量随目标运动不断更新。

图 11 为不同门限设置生成的目标跟踪轨迹图。图 11(a)分裂区域判定门限为 0.4;图 11(b)分裂区域判定门限为 0.6;图 11(c)分裂区域判定门限为 0.6,最近次近距离比门限为 0.7。除此之外,图 11(a), 11(b), 11(c)其他门限不变。若将图 11(a), 11(b), 11(c)对应特征池描述子删除门限改为-9,其他不变,跟踪轨迹不变。图 11(b)方框处轨迹与图 10 方框处轨迹不一致,是因为未将其中一个目标分裂区域加入目标链表结构。图 11(c)方框处轨迹与图 10 不一致,是将目标相对前帧的分裂区域(未实现双相匹配)加入到目标链表导致。

经实验发现,检测动目标的相关门限值具有普适性,可以在各种场景下使用。DThred, 最近次近距离比门限和特征池描述子删除门限,共同影响特征池的更新速率和更新精确度,可依据更新速率需求来设定,通常与目标特征的变化频率相关。分裂区域判定门限的设定最重要,该值不宜设置过高,过高设置易导致分裂区域无法正常加入目标链表结构。

将本文算法在主频 2.9 GHz, 内存 3 G 的电脑上运行,对于本文测试视频,在检测到 2 个运动目标后平均处理速度为每帧 100 ms。

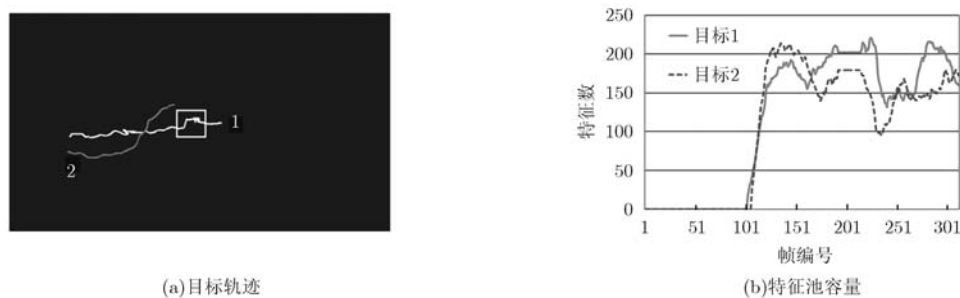


图10 本文算法两目标对应轨迹图和特征池容量图



图11 不同门限设置生成的目标跟踪轨迹图

6 结论

本文提出了一种基于分水岭和 SIFT 特征点的多目标全自主跟踪算法, 算法基于视频前后帧分水岭映射, 建立区域极值点映射关系。自动检测运动目标后, 依据分水岭分割和目标运动建立各目标 SIFT 特征池, 最后结合分水岭区域映射和目标 SIFT 特征池完成目标的鲁棒跟踪, 包括目标遮挡、分离检测以及相应目标状态的跟踪处理。该算法能有效完成多目标的自动检测与跟踪。

参考文献

- [1] Lee J, Oh J, and Hwang S. STRQ-index: spatio-temporal region graph indexing for large video databases[C]. SIGMOD Conference, Baltimore, Maryland, USA, 2005: 718-729.
- [2] Kobayashi Z, Zhang X L, and Sato M. A proposal of watershed region tracking for image sequence analysis [R]. IEICE Technical Report. Image Engineering, 2006: 31-36.
- [3] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, Kerkyra, Corfu, Greece, 1999: 1150-1157.
- [4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [5] Gauglitz S, Hollerer T, and Turk M. Evaluation of interest point detectors and feature descriptors for visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 94(3): 335-360.
- [6] Zhou H Y, Yuan Y, and Shi C M. Object tracking using SIFT features and mean shift[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, 113(3): 345-352.
- [7] Wu P L, Kong L F, Zhao F D, et al. Particle filter tracking based on color and SIFT features[C]. Audio, Language and Image Processing, Shanghai, China, 2008: 932-937.
- [8] Khan Z H and Gu I Y H. Joint feature correspondences and appearance similarity for robust visual object tracking[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2010, 5(3): 591-606.
- [9] 刘玉, 王敬东, 李鹏. 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.
- [9] Liu Y, Wang J D, and Li P. 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.
- [10] 高韬, 刘正光, 张军, 等. 基于特征点的多运动目标跟踪[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(5): 1111-1115.
- [10] Gao T, Liu Z G, Zhang J, et al. Feature points based multiple moving targets tracking[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(5): 1111-1115.
- [11] 蔺海峰, 马宇峰, 宋涛. 基于 SIFT 特征目标跟踪算法研究 [J]. *自动化学报*, 2010, 36(8): 1204-1208.
- [11] Lin H F, Ma Y F, and Song T. Research on object tracking algorithm based on SIFT[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(8): 1204-1208.

胡珂立: 男, 1989年生, 博士生, 研究方向为计算机视觉、图像处理。

谷宇章: 男, 1976年生, 副研究员, 研究方向为机器人视觉、人工智能。

王营冠: 男, 1970年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为无线传感网系统设计、信号处理与信号系统。