

使用轨迹片段分析的监控场景模型建立方法

王江峰¹, 张茂军², 包卫东², 熊智辉², 张铁林¹

(1. 中国酒泉卫星发射中心发射测试站 甘肃 酒泉 732750; 2. 国防科技大学信息系统与管理学院 长沙 410073)

【摘要】提出一种对轨迹片段进行分析建立场景模型的方法。首先通过基于双向时空连续性的轨迹片段关联方法, 找到属于同一目标的多个轨迹片段; 再对目标轨迹形成轨迹片段的原因进行计算分析, 得到包括入口、出口、主要路径以及场景内遮挡物信息的场景模型。通过实验证明了该方法可以有效地建立场景模型, 并且场景模型可以提高跟踪效果和检测场景中目标的异常轨迹。

关键词 异常检测; 场景模型; 监控; 跟踪; 轨迹片段关联

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2012.04.012

Surveillance Scene Modeling via Tracklet Analysis

WANG Jiang-feng¹, ZHANG Mao-jun², BAO Wei-dong², XIONG Zhi-hui², and ZHANG Tie-lin¹

(1. Launch and Test Station, Jiuquan Satellite Launch Centre Jiuquan Gansu 732750;

2. Collage of Information System and Management, National University of Defense Technology Changsha 410073)

Abstract A surveillance scene modeling algorithm is proposed by tracklet analysis. A number of tracklets belonging to the same object are found through a bidirectional spatio-temporal continuity tracklet association method. The entry, exit, main path, and scene occluder of a scene model are obtained by analyzing the reason that object's track fall into tracklets. Experiments prove that the scene model can improve tracking result and detect abnormal object tracks.

Key words abnormal detection; scene model; surveillance; tracking; tracklet association

视频监控系统的任务是对所监控场景中的目标运动进行监视, 通常由摄像机、监视器以及相应的监控人员组成。随着监控摄像头数目和监控数据的增长, 仅通过人工方式来处理不论是在线的还是离线的数据都是不可靠且不现实的。因此能够辅助人工甚至自动检测分析场景目标运动的智能监控系统成为计算机视觉研究领域的热点。

1 相关研究

对目标运动的监控涉及底层的目标检测、跟踪技术以及高层的行为、事件识别技术。不论是底层的检测跟踪^[1]还是高层的行为描述^[2]如果能够得到监控场景的模型信息(如入口、出口以及场景内遮挡物), 则可以很好地提高两者的效果。但通过手工方式建立场景模型不但费时费力, 而且针对不同的监控场景每次都要重新建模。因此对能够自动学习并建立场景模型的方法研究吸引了许多学者。文

献[3]中的VISIONS系统将静态图片分割成有语义的连续区域。文献[4]使用一个分类框架对从视频序列中获得的检测值进行分类获得场景信息。文献[5]利用场景中目标运动的统计特征建立场景的拓扑结构。文献[6-7]通过轨迹聚类的方法, 对场景内长时间序列中产生的目标轨迹进行聚类, 自动学习场景中目标运动的主要路径并用以检测目标的异常行为。

监控区域内目标的移动(行为)不可能是完全随意的, 要受到场景模型的约束, 如出口、入口、道路等结构的影响。所以通过观察分析目标的运动变化, 可以获得影响目标运动的场景结构, 以帮助高层的事件检测以及提高跟踪的效果。对目标运动的观察, 首先要实现对目标的跟踪, 为了能够更好地体现目标运动的变化, 采用轨迹片段关联技术(tracklet associating/stitching)实现跟踪。该方法一般分为两个阶段; 首先在目标能够实现稳定跟踪时生成轨迹片段; 然后再通过高层的轨迹片段关联形成

收稿日期: 2010-11-30; 修回日期: 2011-09-23

基金项目: 国家自然科学基金(60705013); 中国博士后科学基金(20070410977)

作者简介: 王江峰(1980-), 男, 博士生, 主要从事目标跟踪与视频事件检测方面的研究。

目标的长轨迹,实现对目标的稳定跟踪。文献[8]使用局部粒子滤波与全局轨迹片段关联实现多个目标跟踪,文献[9]使用轨迹片段关联方法实现目标跟踪与简单事件检测。

轨迹片段关联技术通过将由于遮挡、合并分离等原因产生的属于同一目标的多个轨迹片段关联起来实现对目标的稳定跟踪。通过采用该技术可以在目标跟踪阶段发现和记录目标运动发生变化(进入、离开、被遮挡等)的时空位置和类型。基于该技术本文提出一种使用轨迹片段关联分析的场景模型建立方法,即将属于同一目标的多个轨迹片段关联起来,得到轨迹片段基于目标的聚类。通过对同一目标产生多个轨迹片段的原因进行分析计算,得到包括入口、出口及场景内遮挡物的场景模型信息,并通过针对目标完整轨迹的建模得到场景目标的主要路径模型。

2 基于轨迹片段关联的目标跟踪

从上面的讨论可以看到场景模型的计算是以目标跟踪的结果为基础,通过对目标轨迹的计算统计实现对场景的建模。因此本文提出基于轨迹片段关联的场景模型建立方法,利用目标轨迹片段与完整轨迹之间的关系推理,计算场景模型元素。

首先采用文献[10]中迭代的轨迹片段关联方法,通过计算目标的双向时空连续性找到属于同一目标的轨迹片段并将其关联起来形成目标的完整轨迹。这样就得到了每个目标的完整轨迹以及组成其轨迹的轨迹片段集合。

其次通过分析计算同一目标轨迹产生多个轨迹片段的原因,利用目标轨迹片段与完整轨迹之间的关系计算得到场景中目标进入、离开以及遮挡区域的模型。同时通过对目标完整轨迹的统计得到场景中主要路径模型。

3 场景模型的建立

通过对轨迹片段关联的跟踪,最终形成的目标轨迹 $\{\bar{T}_i\}$ 包括可以被检测到的轨迹片段集合 $\{T_i\}$ 和通过填补关联轨迹之间空缺得到的预测集合 $\{\tilde{T}_i\}$ 。对于一条目标轨迹, $\{T_i\}$ 是可以被检测到的检测集合, $\{\tilde{T}_i\}$ 是通过填补成功关联的轨迹片段之间空缺得到的预测集合。通过一条轨迹的关联结果可以提出关于目标进入、离开场景的位置、被场景遮挡的位置以及与其他目标交互的位置与时间的假设,如图1所示。

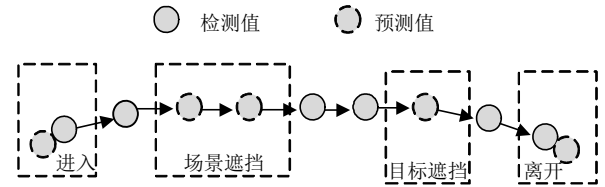


图1 目标进入、离开场景以及遮挡(包括场景遮挡和目标遮挡)的轨迹假设

3.1 轨迹片段分析

已经检测到属于同一个目标的轨迹发生断点的位置和时间。由于生成轨迹片段时采用保守的帧间匹配方法,所以同一个目标的轨迹产生这些断点的原因可以总结为4个方面。

1) 检测误差,由于图像检测步骤的不准确造成对目标在部分帧的检测值丢失(包括目标未被识别或目标被错误地识别成新的目标);2) 目标之间的遮挡,目标之间的遮挡造成目标在部分帧的检测值丢失(包括目标之间合并分离情况);3) 目标被场景遮挡,目标被场景内固定的物体遮挡造成其在部分帧的检测值丢失;4) 目标进入(离开)场景,当目标进入(离开)场景时其轨迹会生成(终止)。

这些原因中检测误差通过轨迹片段关联可以有效排除掉,另外3个轨迹片段产生原因都是应该关注的,包括目标进入或离开场景、目标被场景遮挡、目标之间的遮挡(目标合并分离)。

3.2 进入离开场景的计算

目标进入(离开)场景的位置出现在轨迹起始点(终止点)的可能性很高,而出现在轨迹中间的可能性很低。因此对于轨迹两端的点成为进入(离开)场景点的概率给予增强,而轨迹中的点给予减弱。用 $r_{i_head}/r_{i_tail} \in \{T_i\}$ 分别表示轨迹 T_i 的头和尾部位置,则其进入与离开场景的点可表示为:

$$\begin{cases} P_{\text{entry}}(r_{i_head}) = 1 & p_{\text{entry}}(r_{i_head} | T_i) > 0 \\ P_{\text{entry}}(r_{i_head}) = 0 & p_{\text{entry}}(r_{i_head} | T_i) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} P_{\text{exit}}(r_{i_tail}) = 1 & p_{\text{exit}}(r_{i_tail} | T_i) > 0 \\ P_{\text{exit}}(r_{i_tail}) = 0 & p_{\text{exit}}(r_{i_tail} | T_i) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中, $p_{\text{entry}}(r_{i_head} | T_i)$ 的计算如下($p_{\text{exit}}(r_{i_tail} | T_i)$ 的计算类似):

1) 对于轨迹上任意点(包括两 endpoint)作为进入(离开)场景点的概率均为0;2) 如果 r_{i_head} 是轨迹 T_i 的头部,则 $p_{\text{entry}}(r_{i_head} | T_i) = p_{\text{entry}}(r_{i_head} | T_i) + 1$;3) 如果 r_{i_head} 与其他轨迹片段关联成功,则 $p_{\text{entry}}(r_{i_head} | T_i) = p_{\text{entry}}(r_{i_head} | T_i) - 1$ 。

这里简化了进入(离开)场景位置的表示,即把目

标进入(离开)场景位置近似等于轨迹的头部(尾部)。实际上进入(离开)场景位置要提前(晚于)轨迹的头部(尾部), 因为轨迹的两个端点是已经能够检测到目标的位置, 即目标已经进入(或还未离开)场景时的位置。则进入(离开)场景区域可以表示为:

$$\begin{cases} A_{\text{entry}} = \{r_{i\text{head}} \mid p_{\text{entry}}(r_{i\text{head}} \mid T_i) > 0\} \\ A_{\text{exit}} = \{r_{i\text{tail}} \mid p_{\text{exit}}(r_{i\text{tail}} \mid T_i) > 0\} \end{cases} \quad (3)$$

3.3 遮挡的计算

目标被遮挡(包括被场景遮挡和目标之间的遮挡)的位置和时间都记录在填补轨迹片段间空缺的集合 $\tilde{T}_k = \{r_{k_i}\}$ 中。集合中的轨迹位置如果不是被其他目标遮挡则很有可能是被场景遮挡。假设最终得到 N 个目标轨迹, \tilde{T}_k 是轨迹 k 中通过补充轨迹片段间空隙得到的补充集合, 该集合都是没有被检测到的目标位置。则轨迹 k 中分别由于目标间遮挡和目标与场景间遮挡引起检测丢失的位置可以表示为:

$$\begin{cases} \tilde{T}_{k,o} = \tilde{T}_k \cap T_l \\ \tilde{T}_{k,s} = \tilde{T}_k - \tilde{T}_{k,o} \end{cases} \quad l \in N, l \neq k \quad (4)$$

式中, $\tilde{T}_{k,o}$ 表示轨迹 k 与其他目标之间遮挡的位置集合; $\tilde{T}_{k,s}$ 表示轨迹 k 被场景遮挡的位置集合; T_l 是除了目标 k 以外的其他目标轨迹在第 l 帧的位置。当 $\tilde{T}_k \cap T_l \neq \emptyset$, 即轨迹 k 的补充集合与其他轨迹存在相交点时, 则这些点即为目标之间遮挡发生的位置, 补充集合中其余点则认为是被场景遮挡的点。

3.4 主要路径模型计算

场景主要路径区域为场景内目标活动的主要范围。通过对目标轨迹的统计可以得到目标的主要活动范围及场景的主要路径区域。实际上场景路径区域会大于目标轨迹所在的区域, 因为永远没有足够多的目标轨迹去学习全部的场景路径区域。因此本文对主要路径区域的表示做了简化, 即统计所有的目标轨迹集合所占区域即为场景的主要路径区域。这样就能够得到目标进入(离开)场景、目标之间发生遮挡, 以及目标被场景遮挡的位置信息, 从而可以建立监控场景中约束目标运动的场景模型信息。

4 实验及讨论

本文采用公共视频数据集CAVIAR以及i-LIDS对算法进行场景建模实验与场景模型对跟踪结果提高的实验。CAVIAR数据集由架设在购物中心走廊上方的单摄像机拍摄的视频序列, i-LIDS数据集是假设在伦敦一个地铁站的监控摄像头获取的, 图像中

行人之间以及行人被场景中固定物体的遮挡非常频繁。

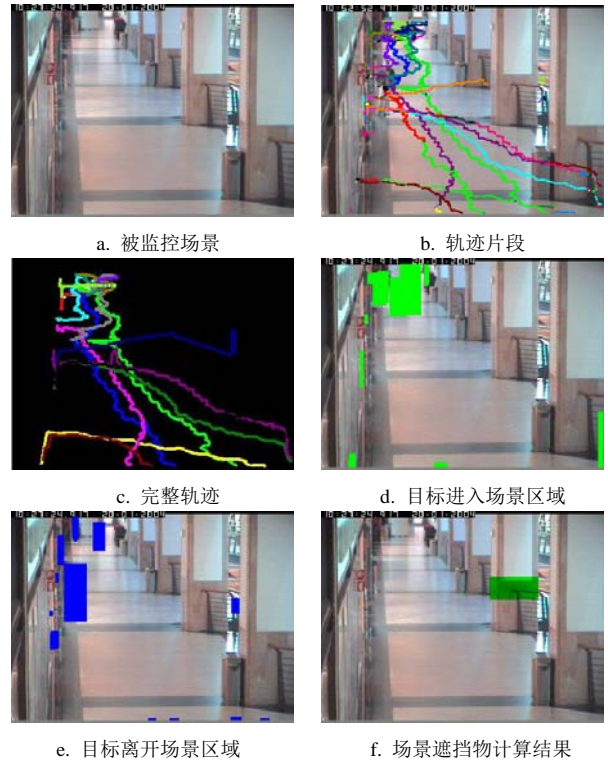


图2 CAVIAR场景模型计算结果

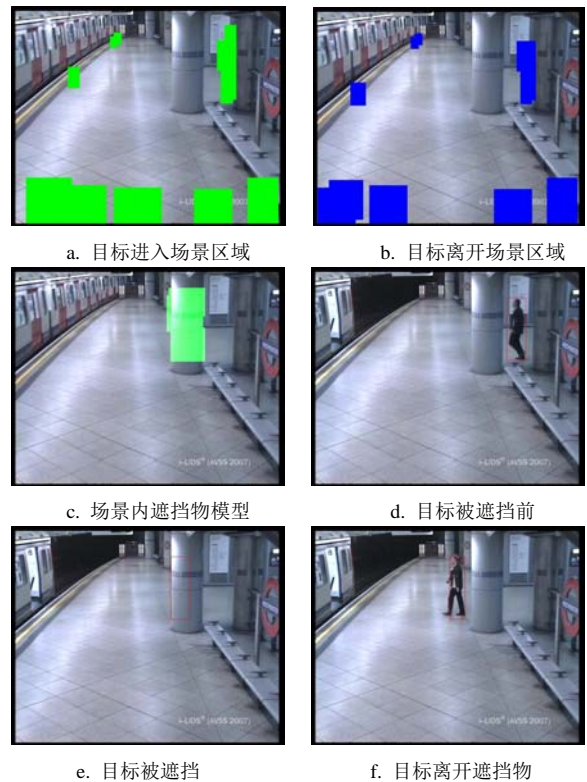


图3 i-LIDS场景模型结果

场景模型的计算结果如图2所示, i-LIDS场景模型结果如图3所示。图2a为被监控场景, 图2b和图2c

分别为轨迹片段和最终形成的完整轨迹,图2d和图2e分别为目标进入和离开场景的区域,图2f为场景遮挡物的计算结果。可以看出场景左侧的几个店铺入口,右侧中部的一个走廊都被成功检测到。远端行人面积很小,加上投影变形的影响,检测到的区域面积较大,但出入口的位置还是可以成功得到。CAVIAR场景右侧中部的柱子与i-LIDS右上部的柱子被成功检测到(图2f与图3c)。

场景中遮挡物模型的知识可以帮助提高跟踪效果,尤其是当目标被场景固定物体遮挡较长时间,基于轨迹片段关联方法中的运动约束无法成功跟踪到目标的情况,如图3d、图3e和图3f所示。如一个行人走入柱子遮挡区域后停留一会才再次出现,在已知场景遮挡物模型的基础上,对遮挡物两边的轨迹片段计算其关联相似性得到跟踪结果。

场景模型约束了目标在监控场景中的活动范围,因此通常情况下目标的行为应该发生在场景模型所表示的空间范围内。图2所示场景模型中,目标进入(离开)场景区域包括了摄像机正对着的走廊两头,场景左侧有3个进入(离开)区域(3个店铺的门),场景右侧第二个柱子有1个进入(离开)区域(另一个走廊)。目标的主要运动路径包括了摄像机正对着的走廊和几个进入(离开)区域。当一个目标的轨迹出现在场景模型表示的空间范围以外则可以被认为是异常行为,如图4所示。



a. 正常目标轨迹

b. 异常目标轨迹

图4 正常与异常目标轨迹

图4a轨迹通过场景中的进入(离开)区域进入场景并沿着主要路径模型运动,最后通过离开(进入)场景区域离开场景,符合场景模型约束为正常目标轨迹。图4b轨迹进入与离开场景的区域都不符合场景模型对于目标进入与离开场景的约束,因此为异常目标轨迹。这样可以实现对场景中目标异常行为的检测。对于固定摄像机来说,由于观察视角不发生变化,所以得到的场景模型基本不受投影变形的影响,可以为下一步的跟踪和事件检测使用。

5 结束语

监控场景模型的建立对于目标跟踪和高层视频

事件检测和分析都有着至关重要的作用,本文提出一种使用轨迹片段分析建立场景模型的方法。首先通过轨迹片段关联方法找到属于同一目标的多个轨迹片段实现对目标的跟踪;再通过对同一目标产生多个轨迹片段的原因进行分析计算,建立监控场景模型。通过实验证明该方法可以有效建立场景中入口、出口、主要路径以及场景内遮挡物信息的场景模型,通过场景模型的帮助可以提高目标跟踪并且检测场景中目标的异常轨迹。

参 考 文 献

- [1] KAUCIC R, PERERA A, BROOKSBY G., et al. A unified framework for tracking through occlusions and across sensor gaps[C]//Proceeding of the 2005 Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: IEEE, 2005: 990-997.
- [2] WANG Xiao-gang, TIEU K, GRIMSON E. Learning semantic scene models by trajectory analysis[C]//Proceeding of the 2006 European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2006: 110-123.
- [3] HANSON A R, RISEMAN E M. The VISIONS image-understanding system[J]. Advances in Computer Vision, 1988, 1: 1-114.
- [4] FERNYHOUGH J H, COHN A G, HOGG D C. Generation of semantic regions from image sequences[C]//Proceeding of the 1996 European Conference on Computer Vision. Cambridge: Springer, 1996: 475-484.
- [5] MAKRIS D, ELLIS T. Automatic learning of an activity based semantic scene model[C]//Proceeding of the 2003 AVSS. Miami: IEEE, 2003: 183-188.
- [6] ZHANG Zhang, Huang Kai-qi, Tan Tie-niu, et al. Trajectory series analysis based event rule induction for visual surveillance[C]//Proceeding of the 2007 Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis: IEEE, 2007: 1-8.
- [7] WANG Xiao-gang, MA K T, NG G-W, et al. Trajectory analysis and semantic region modeling using a nonparametric bayesian model[C]//Proceeding of the 2008 Workshop on Motion and Video Computing. Boston: IEEE, 2008: 1-8.
- [8] XING Jun-liang, AI Hai-zhou, LAO Shi-hong. Multi-object tracking through occlusions by local tracklets filtering and global tracklets association with detection responses[C]//Proceeding of the 2009 Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009: 1200-1207.
- [9] WANG Jiang-feng, ZHANG Mao-jun, COHN A G. Object tracking and primitive event detection by spatio-temporal tracklet association[C]//Proceeding of the 5th International Conference on Image and Graphics. Xian: IEEE, 2009: 457-462.
- [10] 王江峰, 张茂军, 包卫东, 等. 双向时空连续性轨迹片段关联的目标跟踪方法[J]. 国防科技大学学报, 2011, 33(2): 44-48.
WANG Jiang-feng, ZHANG Mao-jun, BAO Wei-dong, et al. Object tracking using bidirectional spatio-temporal continuity tracklet association[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2011, 33(2): 44-48.

编辑 漆 蓉