

运动目标轨迹网格化分析与徘徊行为检测研究

瞿 中^{1,2}, 张 宁²

(1 重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065; 2 重庆邮电大学 移通学院, 重庆 401520)

摘 要: 针对传统的目标徘徊检测方法不能准确判断目标行为的局限性, 通过对运动目标轨迹进行网格化分析, 提出一种新的目标徘徊检测方法. 首先采用背景差分法检测出运动目标, 利用 Camshift 算法进行目标跟踪. 然后对防区内运动目标的轨迹做网格化分析, 统计轨迹在网格中的分布情况, 判断目标是否有徘徊行为并进行跟踪报警. 最后实验结果表明, 该方法能够对几种典型的徘徊行为进行实时、精确判断, 同时可以检测出其他复杂的徘徊行为, 满足了系统的准确性要求.

关键词: 图像序列; 背景差分; 运动轨迹; 网格化; 目标徘徊

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)04-0060-04

Analysis of Moving Object Trajectory Gridded and Hovering Behavior Detection Research

QU Zhong^{1,2}, ZHANG Ning²

(1 College of Computer Science & Technology, Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 400065, China;
2 College of Mobile Telecommunications, Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 401520, China)

Abstract: Traditional target hovering detection methods have many limits and shortages which cannot accurately determine the target behavior. In this paper, object trajectories are gridded, a new target detection method for moving object trajectories was proposed. Firstly, the moving targets were detected with the background difference method. Secondly, the moving target in image sequence was tracked according to the Camshift algorithm. Then the moving target trajectory in the defense area was gridded and some statistics were analyzed. At last, the hovering behavior was detected and the alarm was triggered. The experiment results show that this method can judge several typical hovering behavior accurately and in real-time.

Key words: image sequence; background subtraction; motion trajectory; grid analysis; object hovering

1 引言

目标徘徊行为检测属于对目标的行为分析理解, 是高层的计算机视觉处理, 已成为智能视频监控系统的的重要组成部分^[1-2]. 目前用于目标徘徊的检测方法有很多种, 文献[3]中采用了二维马尔科夫随机游走模型得到基于轨迹内容的时空信息跃迁矩阵, 提取其平稳分布和边界穿越可能概率作为最终徘徊判断的准则. 文献[4]中提出一种基于目标总移动距离和滞留时间的徘徊检测方法, 目标移动的距离和

滞留时间之和超过预设值即被判定为徘徊行为, 但是对于残障、老人等行动缓慢的人群会出现误检. 徘徊行为表现为目标在某一区域内来回反复运动, 是一种复杂的行为模式^[5]. 传统的徘徊检测方法根据其运动特点通过对象在预先设定的防区的滞留时间、运动距离、运动方向等方面来对其进行判定. 本文在参考这些算法的基础上针对它们的不足, 采用轨迹网格化分析方法判定目标徘徊行为并跟踪报警. 该方法相对传统的徘徊检测方法提高了对徘徊行为的分析能力, 具有较好的准确性, 可以作为实时

收稿日期: 2013-06-10; 修回日期: 2013-07-31

基金项目: 重庆市科委自然科学基金计划资助项目(2010BB2399)

监控系统中徘徊行为检测的有效方法. 目标轨迹网格化与徘徊检测流程见图1.

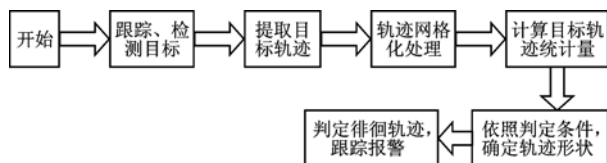


图1 目标轨迹网格化与徘徊检测流程

2 目标检测与跟踪

目标徘徊行为检测首先要从运动图像序列中检测到运动目标并实时更新跟踪该目标, 本文分别采用背景差分算法和 Camshift 算法实现目标检测和跟踪.

背景差分方法基本思想是, 将采集图像的每一帧与不含运动目标的背景参考帧做差值运算, 差分结果能直接反映运动目标的位置、形状以及大小^[6]. 为了提高检测的准确性, 背景应该及时进行更新以适应背景随环境发生的新变化. 背景差分检测目标流程图如图2所示.



图2 背景差分检测目标流程

Camshift 算法 (Continuously Apative Mean-Shift) 是一种通过根据图像序列中运动物体的颜色概率信息分布来达到跟踪目的跟踪算法^[7-8]. 首先选择包含整个跟踪目标的初始搜索窗口, 然后对窗口中每个像素的 H 通道上的值采样, 得到目标颜色直方图模型. 在跟踪过程中对视频图像处理区域中的每一个像素, 通过查询目标的颜色直方图模型, 得到该像素为目标像素的概率. Camshift 跟踪算法可以适应跟踪目标动态变形的情况.

3 运动目标轨迹的网格化分析

本文采用基于轨迹网格化的检测方法实现目标徘徊检测, 通过跟踪行人得到目标的轨迹, 并对行人轨迹进行网格化处理, 根据轨迹在网格中的分布情况分析轨迹形状, 从而判断运动目标是否具有徘徊行为. 本算法仅关注目标的运动轨迹, 而与运动距离、速度无关, 因此可以避免对行动缓慢人群的误检.

3.1 目标轨迹网格化

轨迹提取建立在准确的跟踪基础上, Camshift 算法对目标进行了有效准确的跟踪, 将提取的目标

轨迹图像网格化, 即用 $b \times b$ 大小的网格分割目标轨迹, 如图3所示. 网格的大小会影响系统有效方格统计量的结果, b 值的确定需要根据运动目标在具体监控视频中的大小进行合理设置, 本文根据实验选择 $b = 30$. 网格以图像坐标的形式表示, 每一个方格用坐标 (u, v) 标记, 将轨迹上的点 (x, y) 映射到方格的转换公式为

$$\begin{cases} u = \lfloor x/b \rfloor \\ v = \lfloor y/b \rfloor \end{cases} \quad (1)$$

若图像大小为 $m \times n$, 那么方格数量为 $\lfloor m/b \rfloor$ 行、 $\lfloor n/b \rfloor$ 列, 记为 $p \times q$. 运动轨迹曲线被网格分割成大量的小曲线段, 通过对这些小曲线段在整幅图像中的数量和分布判定目标徘徊行为.

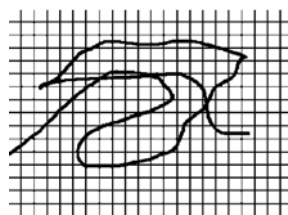


图3 目标轨迹网格化

3.2 统计量定义

为方便分析和检测徘徊轨迹, 首先定义几个统计量:

(1) 计数变量 $n_{(u,v)}$, 轨迹落入某一方格的次数. 初始值为 0, 轨迹每落在方格里一次, 对应的计数变量加 1. 该变量体现了轨迹的重叠程度, 若轨迹有交点或非常密集, 该变量的数值大于 1;

(2) 有效方格数量 $n_{\text{有效}}$, 计数变量大于 0 的方格称为有效方格. 初始为 0, 当有方格计数变量由 0 变为 1 时, 有效方格数量加 1. 该变量体现轨迹占整个监控区域的比例;

(3) $n_{>2}$, 有效方格中计数变量大于 2 的方格数量. 该变量强调重叠程度较高轨迹情况, 确定目标可疑徘徊区域;

(4) 轨迹的中心 $O(\bar{u}, \bar{v})$, 分别计算有效方格 u 和 v 的均值 $\bar{u}$ 和 $\bar{v}$. 该变量可以确定轨迹在视频中的大概位置;

$$\begin{cases} \bar{u} = \frac{\sum u}{n} \\ \bar{v} = \frac{\sum v}{n} \end{cases}, \quad n_{(u,v)} \neq 0.$$

(5) 轨迹的近似面积 s , 由于轨迹覆盖的区域不是规则图形, 因此我们采用下面的方法计算近似面积. 首先逐行扫描有效方格, 计算每一行最大 u 和最

小 u 的差再加一, 对所有行的结果求和, 然后再按列进行上面的计算. 最后求两次结果的均值作为近似面积 s . 该变量可以估计轨迹整体在视频中的大小;

(6) 中心 $O(\bar{u}, \bar{v})$ 附近 5×5 区域内非有效方格的数量 $\tilde{n}$. 该变量用于精确判断轨迹的形状;

(7) 计数变量总和 n_{sum} . 所有计数变量的和, 其本质是轨迹的长度.

3.3 正常行为轨迹分析

假定在监控范围内不会出现障碍物, 那么一般正常的目标轨迹应是一条斜率变化较稳定的, 贯穿防区的曲线, 分布在网格图中相对狭长的区域. 那么这条近似直线的轨迹所形成的有效方格数 n 应小于对角顶点方格的城区距离, 即 $n < p + q$, 如图 4(a) 所示. 还有一些原路返回和大角度拐弯轨迹, 它们形状简单, 在网格图中形成的有效方格数和计数变量总数都相对较小, 可以视为正常目标轨迹, 如图 4(b)、(c) 所示.

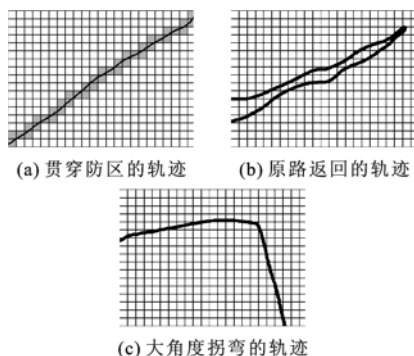


图 4 目标正常运动轨迹

3.4 徘徊行为轨迹分析

根据日常行为分析, 当运动目标行为属于徘徊时, 那么它在一定范围内的轨迹长度会明显高于正常情况. 因此根据轨迹在网格图中的分布情况来检测徘徊行为. 下面我们分析四种典型徘徊行为的轨迹与前面定义的统计量之间的关系.

(1) 近似椭圆运动轨迹. 如图 5(a) 所示, 目标徘徊轨迹的重合度很高, 因此有效方格的计数变量 $n_{(u,v)}$ 和 $n_{(>2)}$ 相对较大. 由于轨迹围成的区域中包含大量的非有效方格, 因此 s 大于 $n_{(\text{有效})}$, $\tilde{n}$ 相对较大.

(2) 反复做往返运动轨迹. 如图 5(b) 所示, $n_{(\text{有效})}$ 不大, 有效方格的计数变量 $n_{(u,v)}$ 较大, s 与 $n_{(\text{有效})}$ 基本一致, $\tilde{n}$ 较小.

(3) 无规则的折线运动轨迹. 如图 5(c) 所示, 轨迹会有限数量的交点. $n_{(\text{有效})}$ 较大, 有效方格的计数变量 $n_{(u,v)}$ 普遍较小, s 大于 $n_{(\text{有效})}$. 但是随着时间的增长, 重合的部分也就越来越多, 在网格中的表现会

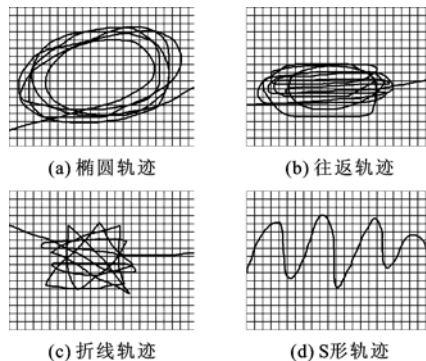


图 5 几种典型的徘徊行为轨迹

逐渐向第二种运动靠近.

(4) S 形曲线运动轨迹. 如图 5(d) 所示, 轨迹没有交点, s 大于 $n_{(\text{有效})}$, $n_{(\text{有效})}$ 较小, 有效方格的计数变量 $n_{(u,v)}$ 多为 1.

4 徘徊轨迹检测

滞留徘徊行为在语义上是指目标在一定区域内来回反复地运动, 所以目标运动轨迹是振荡的. 目标徘徊检测方法采用轨迹网格化分析方法. 通过检测跟踪目标而得到目标轨迹, 并对目标轨迹进行网格化分析来进行检测. 根据第 3.4 节对几种典型轨迹的分析, 计算出本文定义的统计量之后, 通过与下面的条件比较, 可以判断轨迹为何种类型的运动. 具体算法步骤为:

(1) 异常行为判定

在第 3.3 节中分析目标贯穿防区的轨迹满足 $n_{\text{sum}} < p + q$, 而原路返回和大角度拐弯的轨迹满足 $p + q < n_{\text{sum}} < 2(p + q)$. 因此首先判定轨迹是否为异常轨迹. 当轨迹满足 $n_{\text{sum}} > 2(p + q)$ 时, 认为该轨迹是异常的.

(2) 轨迹分类

① 前面分析的四种典型徘徊行为的轨迹中, 椭圆运动轨迹和往返运动轨迹重合度高, S 形曲线不会有轨迹重合, 折线轨迹介于两者之间. 通过比较 $n_{(>2)}$ 的大小可以对轨迹简单分类. 当 $n_{(>2)} > \frac{p+q}{2}$ 时, 轨迹可能为椭圆或往返运动, 当 $n_{(>2)} = 0$ 时, 轨迹可能为 S 形曲线. 其中 $\frac{p+q}{2}$ 为网格长宽的均值.

② 对于椭圆轨迹由于其中间部分没有轨迹, 可以通过 $\tilde{n} > 15$ 且 $s - n_{(\text{有效})} > 20$ 判定. 相对应的往返轨迹通过 $\tilde{n} < 8$ 且 $s - n_{(\text{有效})} < 10$ 判定. 其中的几个阈值根据实验经验设置, 其大小与网格大小有关. 当 $n_{\text{sum}} - n_{(\text{有效})} = 0$ 时, 可以确定为 S 形曲线. 当上述

情况都不满足时,若 $n_{\text{有效}} > \frac{pq}{4}$ 时,轨迹被认为是折线轨迹,其中 $\frac{pq}{4}$ 是网格面积的四分之一。

(3) 报警

若轨迹满足上面四种情况,立刻发出警告. 当 $n_{\text{sum}} > 300$ 时目标轨迹在防区中运动距离较大,不管轨迹是何种形状都要发出警告。

① 当 $n_{\text{sum}} - n_{\text{有效}} > 2(p+q)$, $(n_{(u,v)} \geq 3 \text{ 的方格数}) > \frac{p+q}{2}$, $\tilde{n} > 15$ 且 $s - n_{\text{有效}} > 20$ 时,为近似椭圆运动;

② 当 $n_{\text{sum}} - n_{\text{有效}} > 2(p+q)$, $(n_{(u,v)} \geq 3 \text{ 的方格数}) > \frac{p+q}{2}$, $\tilde{n} < 8$ 且 $s - n_{\text{有效}} < 10$ 时,为往返运动;

③ 当 $n_{\text{sum}} > 100$, $s > 80$ 且 $\tilde{n} < 8$ 时,为折线运动;

④ 当 $n_{\text{sum}} - n < 5$, $(n_{(u,v)} \geq 3 \text{ 的方格数}) = 0$ 且 $\frac{s}{n} > 1.5$ 时,为 S 形曲线运动;

⑤ 对于不满足上述情况,但是 $n_{\text{sum}} > 300$ 的轨迹,我们也认为运动目标具有徘徊行为。

5 实验结果和分析

本实验的运动图像序列选自实际拍摄的监控录像,对应前文讨论的四种典型徘徊轨迹. 图 6~9 分别是实验效果图,包含轨迹图和方格计数变量的分布. 其中获得的轨迹并非逐帧计算,而是每隔三帧计算一次,这样可以降低算法的时间复杂度. 表 1 中给出了四次实验的统计量,通过比较这些统计量可以判定轨迹对应的徘徊类型,实验结果能够支持算法。

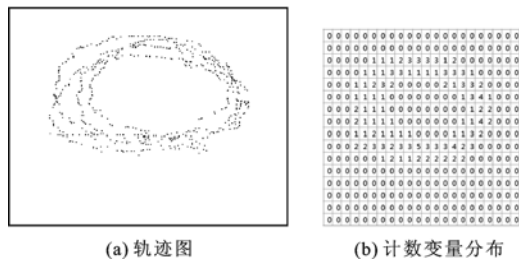


图 6 近似椭圆徘徊判定

通过分析实验的轨迹及统计量分布,可以清楚看到实验结果和本文第 3 节的分析相吻合. 将四种典型的徘徊轨迹网格化之后,5 个统计量代入徘徊轨迹判定条件,能够满足实验结果. 因此本文算法切实可行,而且可以准确判定属于何种类型的轨迹。

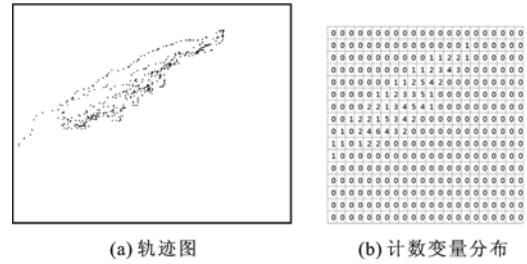


图 7 往返徘徊判定

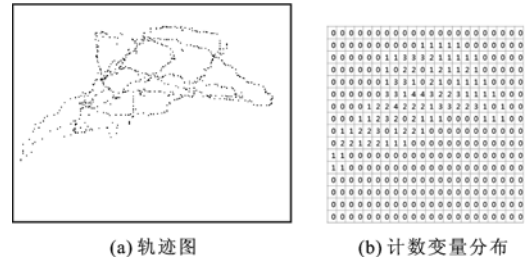


图 8 无规则折线徘徊判定

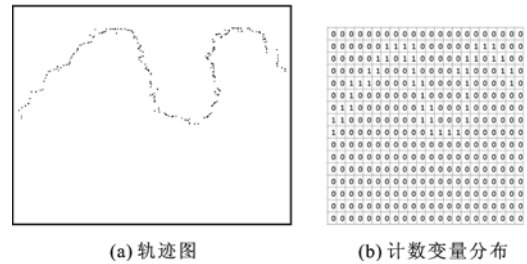


图 9 S 形曲线徘徊判定

表 1 几种典型徘徊轨迹统计量分布

统计量	椭圆	往返	折线	S 形曲线
n	92	55	99	47
$n_{(u,v)} \geq 3 \text{ 方格数}$	26	19	17	0
$O(\bar{u}, \bar{v})$	(7, 11)	(7, 9)	(7, 11)	(5, 11)
s	125	56	105	87.5
$\tilde{n}$	23	4	4	18
n_{sum}	173	129	194	47

6 结束语

本文提出了一种运动目标网格化分析的徘徊行为检测方法. 实验证明,该方法能够实时、准确识别出潜在的威胁,在一定程度上提高了对目标徘徊检测的准确率和效率,帮助管理人员更加有效地做出相应的处理. 更好的满足了目标徘徊行为在智能视频监控领域研究的应用. 对徘徊检测算法进一步优化,建立智能系统,融合自学习能力是下一步的研究方向。

(下转第 67 页)

如果任务运行的不同时刻其资源需求变化较大,这时平均值并不能真实的反映任务的资源需求.因此可能会导致分配出去的任务过多而导致节点过载.在以后的工作中,我们将研究如果解决该问题.

参考文献:

- [1] Apache Software Foundation. Hadoop[EB/OL]. [20013-02-18]. <http://hadoop.apache.org/>
- [2] Apache Software Foundation. Hadoop MapReduce Tutorial [EB/OL]. [2013-03-05]. <http://hadoop.apache.org/mapreduce>.
- [3] Apache Software Foundation. Hadoop Distributed File System (HDFS) Architecture [EB/OL]. [2013-03-05]. <http://hadoop.apache.org/core/docs/current/hdfsdesign.html>.
- [4] Xia Yang, Wang Lei, Zhao Qiang, et al. Research on Job Scheduling Algorithm in Hadoop[J]. Journal of Computational Systems, 2011, 16(7): 5769-5775.
- [5] Matei Zaharia. The Hadoop Fair Scheduler[EB/OL]. [2013-04-13]. <http://developer.yahoo.net/blogs/hadoop/FairSharePres.ppt>.
- [6] Apache Software Foundation. Hadoop's Capacity Scheduler [EB/OL]. [2013-03-09]. http://hadoop.apache.org/core/docs/current/capacity_scheduler.html.
- [7] Mao Hong, Hu Shengqiu, Zhang zhenzhong, et al. A Load-Driven Task Scheduler with Adaptive DSC for MapReduce[C]//Green Computing and Communications, 2011 IEEE/ACM International Conference on. IEEE/ACM, 2011.
- [8] Jorda Polo. Resource-aware Adaptive Scheduling for MapReduce Clusters[EB/OL]. [2013-03-06]. <http://people.ac.upc.edu/dcarrera/papers/MIDDLEWARE11.pdf>.

作者简介:

彭志伟 男, (1988—), 硕士研究生. 研究方向为分布式计算.
谷建华 男, (1965—), 博士, 博士生导师. 研究方向为高性能计算和分布式计算.

(上接第 63 页)

参考文献:

- [1] Hsien-Po Shiang, Van Der Schaar. M. information constrained resource allocation in multicamera wireless surveillance networks[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(4): 505-517.
- [2] Wu D, Ci S, Luo H, et al. Video surveillance over wireless sensor and actuator networks using active cameras[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2011, 56(10): 2467-2472.
- [3] Thi Thi Zin, Pyke Tin, Takashi Toriu. A Markov random walk model for loitering people detection[C]//Sixth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. Darmstadt: IEEE, 2010: 680-683.
- [4] 张起贵. 基于视频序列的徘徊检测跟踪算法的研究与实现[D]. 太原: 太原理工大学, 2011.
- [5] Calderara S, Prati A, Cucchiara R. Mixtures of von mises distributions for people trajectory shape analysis [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(4): 1051-8215.
- [6] Chong Wang, Zhihong Xi, Chunli Xiao. Method of moving object detection based on background subtraction [J]. Applied Technology, 2009, 36(10): 16-18.
- [7] Kai Sun, Shirong Liu. Combined Algorithm with modified camshift and Kalman Filter for multi-object tracking [J]. Information and Control, 2009, 38(1): 9-14.
- [8] 郑江滨, 李秀秀, 张艳宁. 视频监控中的运动目标跟踪算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2007 (11): 1991-1993.

作者简介:

瞿中 男, (1972—), 博士、教授. 研究方向为数字图像处理、普适计算、物联网技术等.
张宁 女, (1989—), 硕士研究生. 研究方向为数字图像处理.