

高速公路出入口运动车辆轨迹分层聚类算法

孙宗元, 方守恩

(同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804)

摘要: 为提高高速公路出入口车辆运动行为理解与分析水平, 根据出入口车辆运动轨迹时空特征, 提出了一种合理的运动轨迹层次聚类算法。结合出入口轨迹方向一致、长短不一的特点, 提出并扩展采用改进 Hausdorff 距离来衡量轨迹间的相似性; 并基于此建立了改进模糊 C 均值轨迹分层聚类算法: 首先根据轨迹的空间几何位置进行路径聚类, 然后再根据车辆的速度信息对已有路径聚类进一步聚类获得具有时空区分度的最终结果。真实高速公路出入口的实验结果表明, 提出的轨迹聚类算法对于场景固定运动行为模式不仅具有较强的适用性, 而且能够保障聚类结果的准确性和可靠性。

关键词: 道路工程; 高速公路出入口; 轨迹分析; 改进 Hausdorff 距离; 聚类算法

中图分类号: U491

文献标志码: A

文章编号:

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb

Hierarchical Clustering Algorithm of Moving Vehicle Trajectories in Entrances and Exits of Freeway

SUN Zong-yuan, FANG Shou-en

(Key laboratory of Road and Traffic Engineering of Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: In order to improve the understanding and analysis level of vehicle's motion patterns, this paper presents a responsible hierarchical trajectory clustering algorithm according to the spatial and temporal characteristics of the vehicle trajectories in entrances and exits of freeway. In view of the vehicle trajectories are different in length, but in the same direction, the improved Hausdorff distance was proposed and applied to measure the similarity of trajectories. The improved fuzzy C-means hierarchical clustering algorithm of trajectories was further established in which trajectories were first clustered into different paths according to the spatial geometric position of trajectories, and then trajectories belonging to the same path were further clustered according to the vehicle speed to obtain the final results with spatial and temporal partition degree. Finally, through experiments in true scene, the results have confirmed the proposed trajectory clustering algorithm not only has strong adaptability to the inherent motion pattern of the scene, but also can ensure the accuracy and reliability of the clustering results.

Key words: road engineering; freeway entrances and exits; trajectories analysis; improved Hausdorff distance; clustering algorithm

0 引言

随着计算机软、硬件及视觉技术的快速发展, 利用交通视频监控系统提升道路安全水平已成为可

能, 而基于车辆运动轨迹的行为分析与识别无疑将成为其中一个最有前景的努力方向, 目前也越来越多的引起国内外研究人员的关注^[1]。高速公路出入口作为事故多发区, 如何改善其安全性一直以来是

收稿日期: 2016-07-13.

基金项目: “863” 国家高技术研究发展计划项目 (2013AA12A206); 国家科技支撑计划重点项目 (2014BAG01B05).

作者简介: 孙宗元 (1984-), 男, 博士研究生. 研究方向: 道路交通安全.E-mail: 15843071080@163.com.

通信作者: 方守恩 (1961-), 男, 教授, 博士生导师. 研究方向: 道路交通安全, 道路规划与设计, fangshouen@tongji.edu.cn.

高速公路运营管理所面临的一个重要研究课题。通过对高速公路出入口车辆运动轨迹进行分析,不仅可以有效判别频繁变更车道、逆行、超速等违规驾驶行为,而且能够对车辆的运动趋势作出预测并实时评估其安全状态,进而在危险发生前及时预警以避免事故发生。车辆轨迹聚类是运动行为分析与识别的基础,良好的轨迹聚类结果,不仅可以为识别模型构建提供样本支持,而且将直接影响着轨迹分析预测的准确性和可靠性^[2]。

轨迹作为时变数据序列,具有动态、不等长、高信息量等特点。轨迹聚类分析旨在利用非监督的学习方式来发掘出大量序列数据中所隐藏的潜在模式。目前,轨迹聚类方法主要有:K 均值聚类^[3]、层次聚类^[4]、基于神经网络(Neural Network)聚类^[5-6]和基于 HMM (Hidden Markov Model) 聚类^[7-8]等。其中,K 均值聚类法计算简单,但聚类结果一般且容易陷入局部最优解;层次聚类方法虽也较为简单,但传统的层次聚类方法对不完整轨迹聚类时适应性较差,需要对其进行改进;基于 NN 和 HMM 方法聚类效果相对较好,但计算复杂,难以满足实时性要求,且 HMM 的状态个数如何确定仍是一个有待研究的问题。

针对现有轨迹聚类算法中所存在的问题,本文提出了一种基于改进 Hausdorff 距离的运动轨迹分层聚类算法,首先采用改进 Hausdorff 距离来衡量轨迹之间的相似性,继而根据轨迹时空特征的不同,利用改进模糊 C 均值算法实现对有效轨迹的分层聚类。真实场景下的实验结果表明,本文所提出算法对于高速公路出入口区域车辆运动轨迹聚类具有较好的适用性与准确性。

1 轨迹编码

轨迹编码的目的是指根据聚类方法的需要,建立简洁紧凑的轨迹表达并最终获得开展聚类分析所需的数据样本库。本文采用类似文献[9]的轨迹编码方法:给定一图像序列,通过对目标跟踪可以获得由车辆不同时刻的特征点连接而成的轨迹序列,在此基础上重新对原始轨迹进行等时间重采样,采样间隔为 Δt 。对于车辆 O ,设 i 次采样时,质心位置的二维坐标为 (x_i, y_i) , n 次采样后可以得到一个由 n 个坐标点连接而成的时序数据序列 T^n :

$$T^n = \{(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_{n-1}, y_{n-1}), (x_n, y_n)\} \quad (1)$$

若 $i+1$ 帧坐标为 (x_{i+1}, y_{i+1}) ,则车辆 O 在 i 时刻的速度向量可表示为:

$$V = (\delta_{xi}, \delta_{yi}) \quad (2)$$

其中,

$$\delta_{xi} = x_{i+1} - x_i \quad (3)$$

$$\delta_{yi} = y_{i+1} - y_i \quad (4)$$

结合本研究的目的,这里采用一个流矢量序列取代上述的位置点序列来描述车辆的运动轨迹,其中流矢量 f 是一个四元组,由车辆的位置和速度元素共同组成:

$$f_i = (x_i, y_i, \delta_{xi}, \delta_{yi}) \quad (5)$$

值得注意的是,虽然通过轨迹分析也可以获得车辆的加速度,但考虑到加速度噪音较大和聚类算法的效率,这里暂不作考虑。最终,车辆轨迹可表示为由 n 个流矢量组成的集合:

$$F^n = \{f_1, f_2, \dots, f_i, \dots, f_{n-1}, f_n\} \quad (6)$$

通过对高速公路出入口区域内车辆进行跟踪,可以采集到大量的车辆运动轨迹,经有效性判断预处理后,最终可获得有效轨迹样本集 $S = \{F_1, F_2, \dots, F_l, \dots, F_M\}$,其中 M 是轨迹样本的总数目。

2 轨迹间距离指标

为进行轨迹间对比,产生有意义的聚类结果,在聚类之前必须确定采用哪种合适的距离指标来度量样本间的相似性。轨迹相似性指标主要用于衡量两条轨迹的相似程度,是轨迹聚类的前提条件。目前常用的轨迹相似性度量指标包括:欧氏距离(Euclidean)、豪斯多夫距离(Hausdorff)、最长公共序列(LCSS, Longest Common Subsequence)和DTW(dynamic time warping)等^[10]。其中,欧氏距离要求轨迹样本等长,受噪声影响严重且对时序变化敏感;LCSS 和 DTW 虽然能够对轨迹相似性有效度量,但均更适用于柔性物体的形状变化轨迹^[11]。尽管 Hausdorff 距离不能考虑轨迹的方向,但考虑到本文研究对象为高速公路出入口结构化场景中长短不一,方向一致的车辆轨迹,在综合分析上述各指标优缺点的基础上,这里提出并拓展采用改进 Hausdorff 距离指标来衡量轨迹之间的相似性。

Hausdorff 距离是描述一对点集之间相似程度的一种度量,它可以用于对组成轨迹的两个点集之

间的距离进行定义^[12-13]。但当两条轨迹间的长度存在较大差异时, 传统 Hausdorff 距离会因轨迹长度影响而增大, 并不能客观反映轨迹间真实的相似程度。因此, 给定两条轨迹 F_i, F_j , 本文提出并对称定义如下改进 Hausdorff 距离 $D_H(F_i, F_j)$:

$$D_H(F_i, F_j) = \min(D_h(F_i, F_j), D_h(F_j, F_i)) \quad (7)$$

其中,

$$D_h(F_i, F_j) = \max_{f_{i,k}} \left(\min_{f_{j,l}} d_E(f_{i,k}, f_{j,l}) \right), (\forall k, l) \quad (8)$$

$$D_h(F_j, F_i) = \max_{f_{j,l}} \left(\min_{f_{i,k}} d_E(f_{j,l}, f_{i,k}) \right), (\forall l, k) \quad (9)$$

式中: $d_E(f_{i,k}, f_{j,l})$ 为特征空间中多维流矢量 $f_{i,k}$, $f_{j,l}$ 之间的 Euclidean 距离。

3 改进模糊 C 均值分层算法

轨迹聚类的目的是根据研究特征, 将相似的轨迹样本划分为一类。与普通 C 均值算法相比, 模糊 C 均值算法由于采用模糊理论来指导聚类, 所以其设计思路更加符合客观实际, 尤其适用于各聚类存在交叉区域的情况, 实际应用中往往可以以较少的工作量和较好的学习效果完成任务^[5]。然而, 与前者相比, 改进模糊 C 均值算法却拥有更好的鲁棒性和适用性, 其不但能够较好的处理存在野值的情况, 而且因为放松的隶属度条件, 使得最终的聚类结果对预先确定的聚类数目并不敏感。鉴于实际获得的轨迹样本复杂多样, 数据重叠严重, 并且存在个别异常轨迹, 因此, 为提高聚类的效率和精度, 本文依据轨迹时空特征的不同, 建立了基于改进模糊 C 均值的分层聚类算法, 即首先根据轨迹的空间几何位置进行路径聚类, 在此基础上, 再根据车辆的速度信息对已有路径聚类成果进一步聚类。

3.1 路径聚类

路径是指由轨迹各连续点的位置信息所刻画的空间曲线。路径虽仅包含轨迹中的坐标信息, 但却充分反映了轨迹中最重要的位置与几何形状特征, 因此, 这里首先对各原始轨迹的相应路径进行聚类来获得初步结果。路径聚类算法利用所有有效样本轨迹所对应的路径信息作为输入, 以“中心”典型轨迹外加两侧边界轮廓线作为每一聚类的表达, 进而实现路径的聚类并最终获得原对应轨迹的聚类结果。

假设原始有效轨迹集对应的路径集合为

$$S' = \{F'_1, F'_2, \dots, F'_l, \dots, F'_M\}, \text{ 其中路径}$$

$$F'_l = \{f'_1, f'_2, \dots, f'_i, \dots, f'_n\}, \text{ 路径聚类的目的是将样}$$

本集 S' 聚成 K 个不同的子类集合

$$\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_j, \dots, \theta_K\}, \text{ 即}$$

$$S' = \bigcup_{j=1}^K \theta_j \quad (10)$$

其中 θ_j 表示第 j 个路径子类, K 是子类总数目,

其可经反复试验并最终确定, 亦可以根据某种准则计算获得, 这里采用前者。利用改进模糊 C 均值对路径聚类实现的步骤如下:

(1) 随机初始化 K 个聚类中心;

(2) 输入并计算每个有效样本到所有 K 个聚类中心的改进 Hausdorff 距离:

$$D_H(F'_l, \theta_j) = \min(D_h(F'_l, \theta_j), D_h(\theta_j, F'_l)), \quad l=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, K. \quad (11)$$

(3) 计算各样本到所有 K 个聚类中心的隶属度:

$$R_{jl}(t) = \frac{M/D_H^2(F'_l, \theta_j)}{\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M (1/D_H^2(F'_m, \theta_k))} \quad (12)$$

(4) 根据隶属度调节每个聚类中心向量元素:

$$\theta_j(t+1) = \frac{\sum_{l=1}^M R_{jl}^2(t) F'_l}{\sum_{l=1}^M R_{jl}^2(t)} \quad (13)$$

(5) 根据是否满足下面的聚类中心稳定条件来判断是否停止迭代, 结束聚类过程:

$$\max_{1 \leq j \leq K} \{\|\theta_j(t+1) - \theta_j(t)\|\} < \varepsilon \quad (14)$$

根据轨迹的路径聚类结果, 利用路径信息与原样本轨迹的对应关系, 就可以获得原始轨迹基于空间特征的聚类结果:

$$S = \{\{F_{1,1}, \dots, F_{1,M_1}\}, \dots, \{F_{i,1}, \dots, F_{i,M_i}\}, \dots, \{F_{K,1}, \dots, F_{K,M_K}\}\} \quad (15a)$$

$$\sum_{i=1}^K M_i = M \quad (15b)$$

其中: M_i 是第 i 个路径子类的样本轨迹数目。

3.2 速度聚类

尽管几何路径和轨迹模式相类似, 但二者之间

又有很大不同,主要在于相对于前者,后者还包含了轨迹的动态时间信息,其外在表现即为速度差异,即使车辆沿着相同的路径运动,它们也可能归结于不同的轨迹模式,如同一车辆可能沿相同路径加、减速或正常行驶。轨迹聚类的目的是对车辆运动进行识别、分析与预测,而利用时间信息对轨迹模式进一步划分对于提高上述工作尤其是后者的精度无疑是必要的。因此,在前述路径聚类的基础上还需对已有子类 $S_i = \{F_{i,1}, \dots, F_{i,M_i}\}$, $i=1,2,\dots,K$ 进一步基于速度信息聚类。

由于原始轨迹的每个流矢量元中已经包含速度元素,这里依然通过扩展使用并计算改进 Hausdorff 距离来衡量包含速度信息的轨迹间相似性,并借助于改进模糊 C 均值算法对每个子类 S_i 进一步聚类。值得注意的是,由于采用分层轨迹聚类算法,每个子类 S_i 的轨迹数目 M_i 较原总有效轨迹数目 M 已大大减少,因而上述基于速度信息的聚类过程比直接对原样本轨迹集进行聚类更加准确、高效。

在速度聚类完成后,原样本轨迹将聚为 C 类:

$$S_i = \left\{ \{F_{i,1}, \dots, F_{i,M'_1}\}, \dots, \{F_{i,j,1}, \dots, F_{i,j,M'_j}\}, \dots, \{F_{i,C,1}, \dots, F_{i,C,M'_C}\} \right\} \quad (16a)$$

$$\sum_{j=1}^C M'_j = M_i \quad (16b)$$

其中: M'_j 是第 j 个速度子类的原样本轨迹数目。

目。

4 实验结果分析

为了验证本文所提出的轨迹聚类算法的有效性和适用性,选取真实的高速公路出入口交通场景作为研究对象,出入口类型均为平行式,主线双车道。通过处理长度均为 30 分钟的两个视频片段,每帧大小为 520×480 , 25 帧/秒,测试期间出口共有 352 辆车通过,入口共有 447 辆车通过,利用基于区域跟踪算法采集轨迹并建立样本集,轨迹由目标不同时刻的质心点连接而成^[14]。经过对轨迹进行人工判断预处理,剔除短小或明显错误样本后,最终共分别获得 405 条和 529 条有效轨迹(如图 1、2 所示)。上述轨迹总数略多于车辆数是由于跟踪算法由于对遮挡或其他情况无法处理而导致轨迹发生断裂,但经有效性判断这些轨迹仍为有效样本的情况。

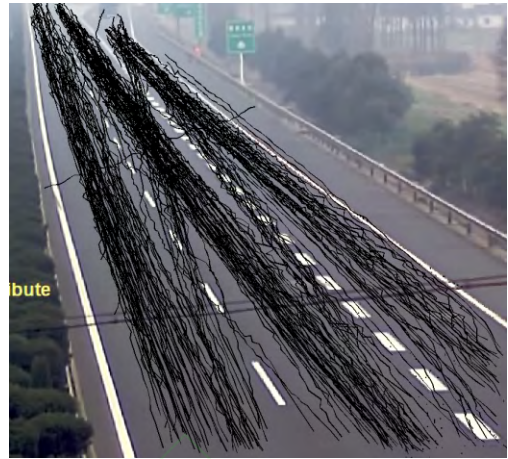


图 1 某高速公路出口样本轨迹

Fig.1 Trajectories from the exit scene



图 2 某高速公路入口样本轨迹

Fig.2 Trajectories from the entrance scene

利用分层聚类方法对所获得的出入口样本轨迹分别进行聚类,参数 $\epsilon=0.01$ 。在获得模糊聚类结果后,为验证聚类的效果而与其他方法进行比较,需要先对其去模糊明确化处理,这里设定判断阈值 $T_R=0.01$,当计算轨迹样本的最大隶属度 $R_{ji} < T_R$ 时,则认为聚类失败,否则聚类成功,并以此对聚类成功率进行计算。表 1 为本文方法以及其他两种典型方法的聚类结果对比,从中可以发现:三种方法不仅聚类个数有所不同,而且聚类成功率也存在明显差异。其中,层次聚类法^[4]由于只考虑了轨迹在空间位置和运动方向上的相似性,并未对轨迹中所包含的速度特征进行考虑,因此对轨迹的分辨能力略弱,聚类总数最少,并且将相当比例车速差别较大的轨迹错误地归为一类,进而影响了聚类的成功率。 K 均值法^[15]虽然在轨迹相似性度量时,综合考虑了轨迹的空间位置、速度大小和方向等特征,但为实

现聚类一次完成, 只能利用上述特征构建了综合距离指标, 因此聚类的效果虽较前者有所提高, 但并不十分令人满意。本文方法由于在聚类时既充分考虑了上述特征的相似性, 又利用改进模糊 C 均值算法分步进行, 因此进一步有效提升了算法对运动目标轨迹的区分能力, 故采用本文方法的轨迹聚类个数在三种方法中为最多, 同时, 聚类成功率也较前两者有了明显提高。由此可见, 对于长短不一、方相同的高速公路出入口车辆轨迹, 本文所提出的方法在具有较强适应性同时, 还能够获得令人满意的聚类成功率。

表 1 轨迹聚类结果

Table 1 Trajectory clustering results						
方法	交通场景	轨迹总数	类数	成功聚类数	失败聚类数	聚类成功率
层次聚类法 ^[4]	出口	405	19	372	33	91.82%
	入口	529	24	489	40	92.44%
K 均值法 ^[15]	出口	405	25	381	24	94.07%
	入口	529	31	505	40	95.46%
本文方法	出口	405	30	394	11	97.28%
	入口	529	35	512	17	96.79%

出入口轨迹聚类结果分别如图 3、4 所示, 不同的聚类中心分别以不同颜色的多段线表示。如图所示, 轨迹聚类结果不仅较为规律, 与高速公路出入口处车辆的实际运动行为模式相一致, 而且在存在明显异常轨迹干扰的情况下, 部分重叠严重或空间特征相近的轨迹均能够得以正确划分, 因此, 本文所提出的聚类方法对于高速公路出入口车辆运动轨迹具有较好的分辨可靠性, 而且聚类结果物理意义明确, 能够客观的反映车辆在出入口区域所对应样本轨迹的时空分布情况。



图 3 高速公路出口聚类结果

Fig.3 The clustered result in the freeway exit

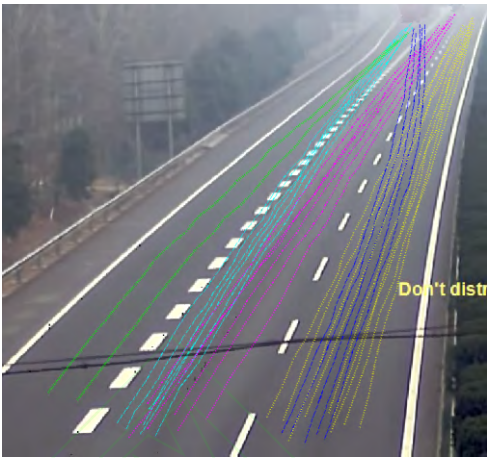


图 4 高速公路入口聚类结果

Fig.4 The clustered result in the freeway entrance

出入口聚类失败轨迹分别如图 5、6 所示, 图中红色实线为空间聚类失败的轨迹样本, 黄绿色虚线为时间聚类失败的轨迹样本。

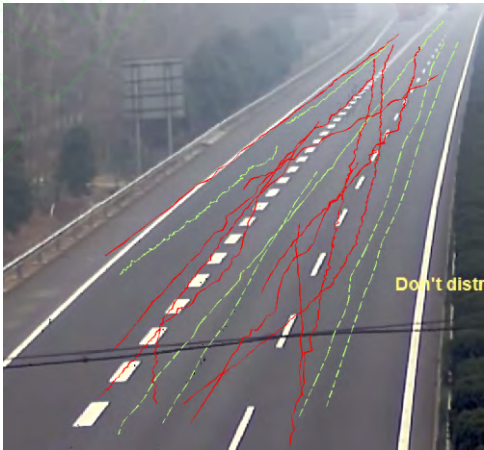


图 5 入口聚类失败轨迹

Fig.5 The failure samples for the clustering of the trajectories in the entrance



图 6 出口聚类失败轨迹

Fig.6 The failure samples for the clustering of the trajectories in the exit

对上述失败聚类轨迹深入分析可知,红色实线一部分为车辆随机驾驶行为轨迹,如车辆随意变道或连续变道超车等,其他部分则为车辆异常轨迹,如车辆为避免与前车发生碰撞或发生故障而不得以占用右侧硬路肩行驶、清洁人员的横穿轨迹等。黄绿色虚线除一条逆行轨迹是由于 Hausdorff 距离指标缺陷导致分类错误外,其余则多是由于车辆超速或速度过低行驶而导致聚类失败。总之,上述两者均为与出入口固定运动行为模式无关的车辆轨迹,不同的是,只有极小一部分轨迹属于合法驾驶行为,但由于其自身的随意性,导致基于统计的方法对该类行为无法彻底分析,还需从驾驶行为模型角度深入研究,而其他更多的则为违法或违规驾驶行为,需要引起足够重视,而这也正是道路日常管理所应该关注的重点,可见,本文聚类方法能够为其提供可靠支持。通过以上分析可知,轨迹聚类失败的主要原因在于轨迹样本的特殊性而非聚类算法本身,因此进一步验证了本文算法的有效性。

5 结束语

结合高速公路出入口处轨迹的时空特征,本文提出了一种合理的车辆运动轨迹分层聚类算法。首先提出并利用改进 Hausdorff 距离来衡量轨迹之间的相似性,该指标能够适于出入口处长短不一、方向一致的轨迹样本;其次,基于改进模糊 C 均值算法建立了轨迹层次聚类方法,即首先根据轨迹的位置几何形状信息进行路径聚类,在此基础上,再根据车辆的速度信息对已有路径聚类成果进行进一步聚类。通过对采集到的真实轨迹样本进行实验,结果表明了本文所提出算法对于场景固定运动行为模式不仅具有较高的聚类成功率,而且聚类结果准确、可靠。更为重要的是,采用本文方法所产生的聚类结果为轨迹样本在空间路径和车速层面上的分别划分,因此最终获得的聚类结果物理意义明确,可为进一步的车辆运动行为理解与分析提供有效依据。

参考文献

- [1]. Valera M, Velastin S A. Intelligent distributed surveillance systems: a review[J]. Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings, 2005, 152(2):192-204.
- [2]. Morris B T, Trivedi M M. A survey of vision-based trajectory learning and analysis for surveillance [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2008, 18(8):1114-1127.
- [3]. 潘奇明,程咏梅. 基于隐马尔可夫模型的运动目标轨迹识别[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(7):1988-1991.
- PAN Qi-ming, CHENG Yong-mei. Trajectory recognition of moving objects based on hidden Markov model[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(7): 1988-1991.
- [4]. 郝久月,李超,高磊,等. 智能监控场景中运动目标轨迹聚类算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(9):1083-1087.
- HAO Jiu-yue, LI Chao, GAO Lei, et al. Moving object trajectory clustering method in intelligent surveillance video [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(9): 1083-1087.
- [5]. Hu W, Xiao X, Fu Z, et al. A system for learning statistical motion patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2006, 28(9):1450-1464.
- [6]. Sumpter N, Bulpitt A. Learning spatio-temporal patterns for predicting object behaviour[J]. Image & Vision Computing, 1998, 18(9):697-704.
- [7]. 袁和金,吴静芳,贾建军. 一种基于HMM聚类的视频目标轨迹分析方法[J]. 华北电力大学学报:自然科学版, 2010, 37(6):90-94.
- YUAN He-jin, WU Jing-fang, JIA Jian-jun. A method of video target's trajectory analysis based on HMM clustering[J]. Journal of North China Electric Power University, 2010, 37(6):90-94.
- [8]. Saunier N, Sayed T. Automated road safety analysis using video data[J]. Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board, 2007, 2019(2019):57-64.
- [9]. Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(8):747-757.
- [10]. Xu R, Nd W D. Survey of clustering algorithms.[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,

2005, 16(3):645-678.

[11].Zhang Z, Huang K, Tan T. Comparison of similarity measures for trajectory clustering in outdoor surveillance scenes[C]// International Conference on Pattern Recognition, Hong Kong, China, 2006:1135-1138.

[12].Khalid S, Naftel A. Evaluation of matching metrics for trajectory-based indexing and retrieval of video clips[C]// Proceedings of the Seventh IEEE Workshops on Application of Computer Vision (WACV/MOTIONS '05), Breckenridge, USA, 2005:242-249.

[13].Atev S, Masoud O, Papanikolopoulos N. Learning traffic patterns at intersections by spectral clustering of motion trajectories[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, 2006:4851-4856.

[14].王俊骅, 张方方, 张兰芳. 基于OpenCV和Halcon的交通冲突视频自动检测及数据处理[J]. 同济大学学报, 2010, 38(2):238-244.

WANG Jun-hua, ZHANG Fang-fang, ZHANG Lan-fang. Halcon and OpenCV-based traffic automatic conflicting detecting method and data transaction [J]. Journal of Tongji University, 2010, 38(2):238-244.

[15].李明之, 马志强, 单勇, 等. 交通监控中运动目标轨迹的距离计算和聚类[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(6):2417-2422.

LI Ming-zhi, MA Zhi-qiang, SHAN Yong, et al. Distance calculating and clustering of moving objects' trajectories in traffic surveillance video [J]. Computer Engineering and Design, 2012, 33(6):2417-2422.