

交通冲突判别的车辆运动模式分析方法

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: 综合运用交通冲突理论与视频图像处理技术, 建立了一种基于车辆运动模式的交通冲突判别方法. 根据安全金字塔原理与车辆运动模式, 提出全面可量化的交通冲突严重性判别指标——碰撞可能性指标及其计算公式. 针对轨迹样本的时空转移特点, 确定各模式类隐马尔可夫模型结构, 建立了基于隐马尔可夫模型的车辆运动模式学习与预测算法. 最后, 建立了完整的视频分析系统并在实际交通场景中进行了测试, 结果验证了本文方法的可行性与适用性.

关键词: 交通冲突判别; 碰撞可能性; 车辆运动模式; 隐马尔可夫模型

中图分类号: U416.1

文献标志码: A

Vehicle Motion Pattern Analysis Method for Traffic Conflict Discrimination

SUN Zongyuan, FANG Shouen

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

Abstract: A method of traffic conflict discrimination based on vehicle motion pattern is established using traffic conflict theory and video processing technology. According to the principle of safety pyramid and vehicle motion patterns, this paper presents a comprehensive and quantitative traffic severity indicator which is collision probability index and its calculation formula. In view of the space-time transfer characteristics of sample trajectories, the structures of the hidden Markov models are first determined for various trajectory clusters, and then the learning and prediction algorithm of vehicle motion patterns based on hidden Markov theory is established. Finally, the complete video analysis system is realized and tested in the real traffic scene. The experimental results have confirmed the feasibility and reliability of the proposed method.

Key words: traffic conflict discrimination; collision

probability; vehicle motion pattern; hidden Markov model

道路安全分析以往主要采用基于交通事故统计的评价方法, 但该方法在使用上长期以来一直存在着公认的数据数量和质量上的双重问题, 更为重要的是, 只有在积累足够多的事故数据后才能采取有效的处理措施, 因此该方法注定是一种被动的方式. 正是由于上述不足, 许多国内外研究人员对交通冲突技术展开了研究. 交通冲突是指在可观测的条件下, 两个或两个以上道路使用者在空间和时间上相互接近, 以至于如果其中任何一方不改变其运动状态, 最终导致碰撞发生的交通现象^[1]. 尽管与基于事故统计的评价方法相比, 交通冲突技术具有“大样本、短周期、小区域、高信度”的优点^[2], 但是交通冲突观测及分析方法的科学与否直接关系到交通冲突技术的应用效果. 传统方法主要包括人工调查法和录像调查法, 前者由于方法简单而被广泛采用, 对早期交通冲突技术的应用起到了关键作用; 后者近些年应用较多, 它在一定程度上能够弥补前者的不足, 但也存在定义不明确、数据获取有限及成本高、受观察者的主观性影响较大和可靠性差等缺点. 可见, 交通冲突数据采集及分析方法已成为制约交通冲突技术发展的主要瓶颈.

随着计算机软硬件的飞速发展, 国内外部分研究人员已经尝试采用数字图像处理及计算机视觉技术对道路安全进行研究, 借助于获得的丰富交通微观数据, 对限制交通冲突技术发展的相关问题展开了有益探索. Atev等^[3]采用多个摄像机对同一交叉口同时监测, 对数据融合后获得目标的运动状态向量, 利用车辆轨迹外推假设建立了车辆碰撞预测算法, 用于实现冲突检测. Laureshyn等^[4]尝试建立了

收稿日期: 2016-09-08

基金项目: “十二五”国家科技支撑计划(2014BAG01B05)

第一作者: 孙宗元(1984—), 男, 博士生, 主要研究方向为道路交通安全. E-mail: 15843071080@163.com

通讯作者: 方守恩(1961—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为道路交通安全、道路规划与设计.
E-mail: fangshouen@tongji.edu.cn

一套能够全过程衡量交通相互作用事件的严重性指标,包括距离碰撞时间(TTC)、优势时间(TAdv)、间隙时间(TG)、速度等,基于此根据事件全过程严重性对交通冲突进行分类与识别。Ismail 等^[5]对交通场景中的行人和车辆进行检测、跟踪与分类,然后借助外推假设自动计算严重性指标,并据此识别人车冲突。张方方^[6]从视频图像序列中提取冲突车辆的运动轨迹、速度、加速度等微观交通参数,建立了多参数交通冲突判断方法,初步实现简单交通条件下机动车交通冲突视频自动检测。曲昭伟等^[7]在运动目标检测与跟踪的基础上,引入 GM(1,1)灰色模型对运动目标轨迹进行预测,在确立了交通冲突判别两个条件的基础上实现了无信号交叉口交通冲突自动判别。Hu 等^[8]利用模糊自组织神经网络算法学习车辆运动模式,并以此对车辆的运动轨迹加以匹配和预测,最终通过计算车辆间碰撞的发生概率对事故进行预测。Saunier 等^[9]建立了一种基于视频的交叉口安全自动分析方法,通过最长公共子序列(LCSS)算法习得轨迹原型,在此基础上计算车辆间的碰撞可能性,对交通冲突进行判别。

尽管基于视频的交通冲突技术研究已经取得了一些阶段性成果,但是现行的大多数冲突判别方法只是对视频所采集到的微观交通数据进行简单直接应用,往往最终归于传统的交通冲突判别思路。由于交通定义本身存在的缺陷,传统思路中无一例外均需要依靠某种简化假设对车辆运动趋势进行预测,其中应用最广泛的莫过于“运动状态不变假设”,即冲突双方在当前至碰撞发生时刻的冲突时间段内,运动速度和方向始终保持不变^[10]。该假设认为在冲突过程中,车辆间运动存在相互干扰的前提下,车辆的运动状态依然保持不变无疑是存在一定问题的。少数研究虽然在冲突判别中尝试建立了车辆运动模式,但对应的建模方法或者需对轨迹进行预处理,进而导致轨迹空间信息失真,或者在模型设计上存在缺陷,导致其灵活性和适应性一般。针对上述问题,本文对如何利用视频采集到的丰富的微观交通信息更加客观地进行交通冲突判别这一问题进行了深入研究,引入客观适用的碰撞可能性指标,通过隐马尔可夫模型(HMM)构建车辆运动模式,利用其对前者进行计算并进而实现对冲突的判别。

1 碰撞可能性指标确定

1.1 碰撞可能性指标提出

许多研究人员认为^[1,10]:当车辆间相遇并存在

相互影响时,所有该类事件根据其严重性进行回归排列后将呈金字塔型,形成所谓的“安全金字塔”,如图 1 所示。安全金字塔中各组成部分的不同高度代表了相应事件的冲突严重程度。碰撞位于该金字塔的顶部,代表了最严重的安全等级;与其紧邻的相互作用与碰撞类似,但最终并没有导致真正的碰撞发生,习惯上称为准碰撞,属于严重冲突;往下依次被称为非严重冲突、可能冲突等。事件在金字塔中离碰撞越远,其发生的频率越高,但严重性越低,事件转变为碰撞的可能性越小。由于安全金字塔将所有事件按严重性统一连续排列,因此在其基础上可以通过设置合理判断值实现冲突判别。相关研究也证实了在安全金字塔中确实存在某一严重性阈值,在此之下的事件均为车辆间的正常通过,而之上的部分则与事故间存在紧密联系^[11]。可见,构建安全金字塔是开展冲突识别工作的基础和前提。

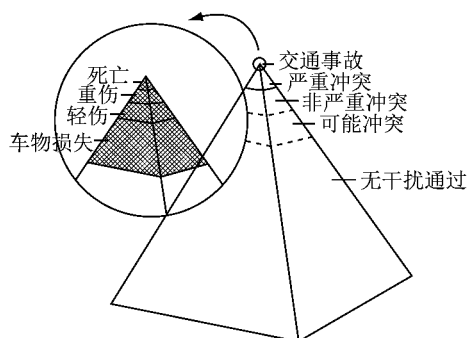


图 1 道路安全金字塔

Fig.1 Road safety pyramid

为构建安全金字塔,许多学者提出了各种各样的冲突严重性判别指标,但在实际工作中,受限于信息采集手段,上述指标的获得往往需依靠类似前述的“运动状态不变假设”来实现。实际上,车辆在固定场景内的运动并非是完全随机的,总是遵循着与其行驶意图相对应的特定运动模式,依然满足一定的分布规律,完全可以依靠对所采集的运动轨迹的学习来建立起车辆在相应区域内的运动模式,并以此对车辆未来的运动轨迹进行客观预测。前述假设情形只是车辆在冲突时间段内运动模式中最简单的一种,只利用该情形来代替车辆的所有运动模式进行判断必定会与实际情况产生较大出入。由于在冲突过程中,车辆具有无数种运动可能,因此基于概率理论计算的碰撞可能性无疑是能够使冲突严重性判断更加客观准确的指标,而先进的视频图像处理方法可以准确完整地采集到车辆微观运动信息,这就为开展车辆运动行为模式学习并进而构建合理的碰撞

可能性计算方法提供了技术基础.

1.2 碰撞可能性指标计算方法

在建立起车辆的运动行为模式后,就可以获得车辆未来任意时刻最有可能通过的运动轨迹,进而计算出各时刻冲突实体间的空间距离,对车辆是否会发生碰撞进行确定性判断,并在此基础上计算碰撞可能性.结合区域跟踪算法的结果,为了方便描述冲突车辆的运动轨迹和预测位置,这里忽略车辆本身的实际大小和形状,采用质点对其进行表征,车辆的预测轨迹可采用一系列连续等时间间隔点表示.根据上述思路,建立的碰撞判断模型如图 2 所示.

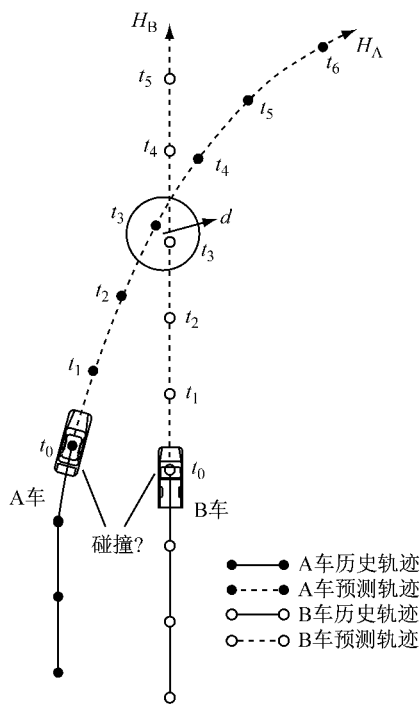


图 2 碰撞判断模型

Fig.2 Collision judgment model

在预测时长分别为 m 与 n 的情况下,假设 A、B 两车的预测轨迹为 H_A 和 H_B (见图 2),分别表示为

$$H_A = \{h_{1,A}, h_{2,A}, \dots, h_{m,A}\} \quad (1)$$

$$H_B = \{h_{1,B}, h_{2,B}, \dots, h_{n,B}\} \quad (2)$$

在 t 时刻,预测轨迹点坐标

$$h_{t,A} = (x_{t,A}, y_{t,A}), 1 \leq t \leq m$$

$$h_{t,B} = (x_{t,B}, y_{t,B}), 1 \leq t \leq n$$

鉴于碰撞与否的二元性,车辆 A 和 B 间的碰撞判断函数:

$$P(H_A, H_B) = \begin{cases} 1, & \text{当发生碰撞时} \\ 0, & \text{当未发生碰撞时} \end{cases} \quad (3)$$

在两车的运动预测过程中,首先设置合理的临界安全距离阈值 d ,则 t 时刻判断函数 P 的计算模型如下:

若 $t \leq \min(m, n)$, 计算两车间的距离

$$d_{t,AB} = |h_{t,B} - h_{t,A}| = \sqrt{(y_{t,B} - y_{t,A})^2 + (x_{t,B} - x_{t,A})^2} \quad (4)$$

当 $d_{t,AB} \leq d$ 时,两车在 t 时刻的碰撞函数

$$P(H_A, H_B) = 1 \quad (5)$$

$$t_{TTC} = t \quad (6)$$

当 $d_{t,AB} > d, P(H_A, H_B) = 0$. 若 $t > \min(m, n)$,

$$P(H_A, H_B) = 0 \quad (7)$$

遍历所有时刻 t ,根据上述计算模型就可以实现对冲突过程是否会发生碰撞的确定性预测.

事实上,车辆间是否会发生碰撞除与预测轨迹有关外,还与当前时刻距碰撞发生时刻的剩余时间(t_{TTC})联系紧密.当冲突发生时, t_{TTC} 值越大,驾驶员越有充足的时间来调整其运动状态,并可以采取多种主动预防型行为来降低行车风险,避免碰撞发生;反之, t_{TTC} 值越小,留给驾驶员的操作时间越有限,此时驾驶员多是被迫采取被动避让型行为避险,甚至严重时,由于时间紧迫驾驶员还来不及做出避险行为或者避险措施还未生效的情况下,碰撞已经发生.此外,受益于本文基于冲突过程分析所提出的可能性加权轨迹预测方法,不同于以往的碰撞可能性计算方法,这里只需对预测轨迹进行分析.因此,在预测碰撞轨迹成立的前提下,对于碰撞可能性指标,采用文献[8-9]的量化公式,则任意时刻两车碰撞概率函数 P 的计算模型为

$$P(H_A, H_B) = e^{-\frac{t_{TTC}^2}{2\sigma^2}} \in [0, 1] \quad (8)$$

其中, σ 为标准化常数,本文取 1.5 s,是驾驶员平均反应时间与车辆制动系统生效时间(包括制动系统协调时间与制动力增长时间)之和.

2 交通冲突视频分析系统

本文尝试建立了一个基于视频的交通冲突分析系统(见图 3).该系统主要由以下三个模块组成:交通微观数据采集、车辆运动模式学习与预测和交通冲突判别.前者作为整个系统的基础,主要用于获取车辆通过出入口时形成的当前轨迹及其完整样本集;车辆运动行为模式学习与预测作为中层模块,通过对前述采集到的轨迹样本展开学习获得车辆运动模型,确保对冲突过程中任意时刻车辆的运动趋势做出合理预测,该部分是系统底层与高层的连接纽带,对整个系统成功与否至关重要;交通冲突判别模块位于系统的上层,建立在前两个模块基础之上,通过对车辆运动轨迹的采集与预测,判断车辆间是否

会发生碰撞及计算碰撞可能性的大小,最终实现对交通冲突的有效判别.可见,系统中的各组成模块既相对独立又互相联系,是一个不可分割的有机整体.

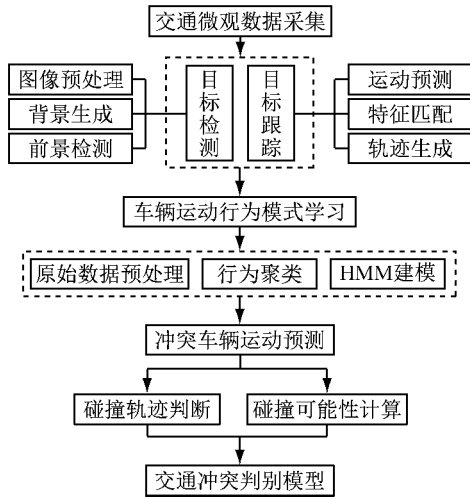


图 3 交通冲突视频分析系统构成

Fig. 3 Frame of video-based traffic conflict analysis system

交通微观数据采集模块以运动车辆检测与跟踪为核心,目的在于获取开展冲突研究所需的实际交通数据,如车辆运动轨迹、位置、车速等.本文将文献[6]中基于区域的运动目标检测与跟踪算法进行改进并拓展后应用于本研究.在运动目标检测时,采用混合高斯模型建立背景模型,利用背景差分法获得运动车辆的差分图像,再通过对差分图像的二值化和形态学处理,实现运动前景的有效提取.在获得运动目标前景的基础上,以获得的车辆轨迹信息为依据,采用卡尔曼滤波器对车辆下一时刻运动位置进行预测.综合该预测信息及当前帧中所检测到的目标特征信息,以预测位置为中心确定搜索窗口,利用特征匹配算法对候选目标进行搜索匹配,确定目标的实际位置,最终对轨迹进行更新保存,保证运动跟踪的正确延续.此外,为方便后续使用,还需对原始轨迹进行平滑处理,并借助摄像机线性标定模型实现轨迹由图像坐标到世界坐标的转化.

3 车辆运动模式 HMM 模型学习与预测

真实交通场景中,由于车辆为刚体运动,实际研究中可以直接采用车辆的跟踪轨迹作为其运动行为的表征.利用轨迹学习出目标的运动分布模式并进一步进行运动预测是近几年来受关注的前沿问题^[12-13].实际采集到的车辆运动轨迹往往长短不一、

时空变化复杂且包含大量噪音,鉴于 HMM 模型在序列数据建模方面所具有的特殊优势,本文建立了一种基于 HMM 模型的运动模式学习与预测方法.为获得可靠的运动模式 HMM 模型参数,节约模型训练所需的时间和提高后续识别率,该方法需要首先对所有轨迹样本进行聚类,利用轨迹长度和车速两方面信息对轨迹进行有效性判断,计算改进 Hausdorff 距离来衡量有效轨迹间的相似性,最终利用模糊 C 均值算法实现轨迹的分层聚类.

3.1 HMM 模型基本原理

HMM 模型是指由一个内隐的一阶马尔可夫序列以某种特定概率产生可见观察序列的二层系统模型. HMM 作为一种随机状态机器,是一种较为成熟的时变数据匹配技术,它能够在维持序列时序特性的前提下处理各种时空变化复杂、长度不同且包含噪音的信号^[14].理论上, HMM 采用双重建模机理对随机序列进行统计学意义上的分析,其一是根据状态转移矩阵描述不可观测的齐次马尔可夫链过程;另一层为可以观测到的观测变量与状态链间的随机过程,用于描述各隐藏状态与相应观察值之间的统计对应关系.

一个由 N 个具有高斯观测密度分布的状态 s 所组成的一阶 HMM 可由以下变量表示:

(1) 总体状态集 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$.

(2) 每个状态的观测集 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$, M 为观测值数目.

(3) 隐状态序列 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_T\}$, T 为序列时长.

(4) 可见观测序列 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$.

(5) 初始分布 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N\}$, 其中, $\pi_i = P([q_1 = s_i])$ 并满足 $\sum_{i=1}^N \pi_i = 1, 1 \leq i \leq N$.

(6) 状态转移概率矩阵 $A = \{a_{i,j}\}$, $a_{i,j} = P([q_t = s_j] | [q_{t-1} = s_i])$, 并满足 $\sum_{j=1}^N a_{i,j} = 1, 1 \leq i, j \leq N$.

(7) 观察分布矩阵 $B = \{b_j(k)\}$, $b_j(k) = P([o_t = v_k] | [q_t = s_j]) = N(v_k, \mu_j, \Sigma_j), 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M$. 其中, μ_j 和 Σ_j 是状态 s_j 的高斯分布均值和协方差; $N(v_k, \mu_j, \Sigma_j)$ 为高斯分布函数.

通常 HMM 模型参数可以简单表示为 $\lambda = (\pi, A, B)$, 具体构成原理如图 4 所示.

利用 HMM 主要可以解决以下三个核心问题:

(1) 估值问题. 已知 HMM 模型参数 λ , 计算该模型产生观察序列 O 的概率 $P(O | \lambda)$.

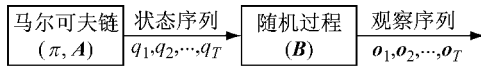


图 4 HMM 的构成原理图

Fig.4 Principle of hidden Markov model

(2) 解码问题. 已知 HMM 模型参数 λ , 确定在某种意义下最佳的状态序列 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_T)$, 以最大化概率产生观察序列 $O = (o_1, o_2, \dots, o_T)$.

(3) 学习问题. 已知 HMM 的结构, 根据一组观察序列, 训练模型参数 λ , 最终使 $P(O|\lambda)$ 达到最大.

针对以上三个问题, 目前已各自建立了较为经典的算法, 如前向算法、Viterbi 算法和 Baum-Welch 算法等. 为可靠地利用 HMM 对轨迹进行分析识别, 必须首先有效解决上面的第三个问题——模型学习问题, 其核心思想是利用采集到的轨迹样本对模型进行训练, 通过递归方式不断更新参数, 最终得到可以最有利于训练样本生成的最优模型参数.

3.2 车辆运动模式 HMM 模型建立

利用 HMM 对轨迹建模实质上就是前述模型的学习问题, 其目的是通过学习可以得到最大化轨迹相对于各轨迹模式类概率的最优模型. 采用 HMM 模型对轨迹的时间特性进行建模的理论基础在于轨迹是由隐藏的随机过程产生的, 连续高斯发射的 HMM 模型能够较好地刻画样本点之间的时间依赖性, 并且每条训练轨迹最终归结为隐状态参数和状态转移矩阵, 因此聚类可以在参数空间上发生, 随之 HMM 模型成功建立.

根据车辆运动轨迹特点, 本文采用单向可跳转的 HMM 模型结构, 如图 5 所示. 该结构从左向右单方向发展, 车辆或连续停留在某一状态、连续向前或跳跃式状态转移. HMM 模型具体的建立过程包括指定隐状态个数、优化状态转移参数和输出概率, 以便产生的输出信号与在特定的运动类别之内所观察到的图像特征相匹配. 建模时, HMM 模型的隐状态数理论上越多越好, 这是因为随着状态数的增加, HMM 模型越能客观、准确地刻画轨迹, 然而这却会增加建模的复杂度和难度, 因此状态数的选取通常按轨迹的复杂程度和计算可接受性确定.

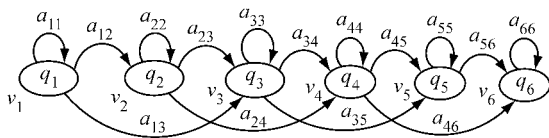


图 5 HMM 模型结构

Fig.5 Hidden Markov model structure

对于已获得的轨迹类样本集 $\Gamma = \{O_1, O_2, \dots, O_W\}$, 时长为 T_l 的第 l 条组成轨迹表示为 $O_l = \{o_{l,1}, o_{l,2}, \dots, o_{l,T_l}\}$, $1 \leq l \leq W$, 其中流矢量 $o_t = (x_t, y_t, \delta_{x_t}, \delta_{y_t})$, $1 \leq t \leq T_l$, $p_t = (x_t, y_t)$ 为位置元, $V_t = (\delta_{x_t}, \delta_{y_t}) = \{(x_{t+1} - x_t), (y_{t+1} - y_t)\}$ 为速度元. 假设 L 为该聚类所有样本长度的最大值, Δ 为采样间距, 则模型状态个数 $E = \lceil L/\Delta \rceil$. 将上述 E 个离散状态节点定义为 HMM 的隐藏状态, 以轨迹点流矢量 o_t 作为观察值, 利用状态转移矩阵捕捉连续帧间轨迹坐标的转移特性, 轨迹信息与状态所发射的可观测信号相对应, 最终将轨迹 T 映射到 HMM 的参数空间 $\lambda = (\pi, A, B)$, 以该参数空间描述轨迹的时空本质特征, 利用该多观察值序列训练模型学习参数的过程如下:

(1) HMM 模型参数初始化.

(2) 依次输入所有观测序列样本 $O_l = \{o_{l,1}, o_{l,2}, \dots, o_{l,T_l}\}$, $1 \leq l \leq W$, 进行训练.

(3) 利用模型参数 λ 和当前观测样本 O_l , 遍历时间 $t (1 \leq t \leq T_l)$ 计算相应的前向变量及后向变量分别为

$$\alpha_{l,t}(i) = P(o_{l,1}, o_{l,2}, \dots, o_{l,t}, q_t = s_i | \lambda) \quad (9)$$

$$\beta_{l,t}(i) = P(o_{l,t+1}, o_{l,t+2}, \dots, o_{l,T_l} | q_t = s_i, \lambda) \quad (10)$$

(4) 遍历时间 t , 计算模型在时间 t 时位于状态 s_i , 时间 $(t+1)$ 位于状态 s_j 的条件概率 $\xi_{l,t}(i, j)$ 及在时间 t 位于状态 s_i 的概率 $\gamma_{l,t}(i)$ 分别为

$$\xi_{l,t}(i, j) = \alpha_{l,t}(i) a_{ij} b_j(o_{l,t+1}) \beta_{l,t+1}(j) / P(O_l | \lambda) \quad (11)$$

$$\gamma_{l,t}(i) = \sum_{j=1}^N \xi_{l,t}(i, j) = \alpha_{l,t}(i) \beta_{l,t}(i) / P(O_l | \lambda) \quad (12)$$

(5) 利用所有观测序列计算的上述结果, 可得到多观测序列训练 HMM 模型 $\bar{\lambda} = (\bar{\pi}, \bar{A}, \bar{B})$ 的重估公式, 如下所示:

$$\bar{\pi}_i = \frac{1}{W} \sum_{l=1}^W \gamma_{l,1}(i) \quad (13)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{l=1}^W \sum_{t=2}^{T_l} \xi_{l,t-1}(i, j)}{\sum_{l=1}^W \sum_{t=2}^{T_l} \gamma_{l,t-1}(i)} \quad (14)$$

$$\bar{\mu}_i = \frac{\sum_{l=1}^W \sum_{t=1}^{T_l} \gamma_{l,t}(i) o_{l,t}}{\sum_{l=1}^W \sum_{t=1}^{T_l} \gamma_{l,t}(i)} \quad (15)$$

$$\bar{\sigma}_i^2 = \frac{\sum_{l=1}^w \sum_{t=1}^{T_l} \gamma_{l,t}(i) (\mathbf{o}_{l,t} - \mu_i)^2}{\sum_{l=1}^w \sum_{t=1}^{T_l} \gamma_{l,t}(i)} \quad (16)$$

(6) 根据下面的收敛条件判断是否停止迭代:

$$\frac{\Delta P}{P} < \eta \quad (17)$$

式中:

$$\begin{cases} \Delta P = |P(O|\bar{\lambda}) - P(O|\lambda)| \\ \bar{P} = \frac{|P(O|\bar{\lambda})| + |P(O|\lambda)|}{2} \\ P(O|\bar{\lambda}) = \prod_{l=1}^w P(O_l|\bar{\lambda}) \\ P(O|\lambda) = \prod_{l=1}^w P(O_l|\lambda) \end{cases} \quad (18)$$

如果判断满足收敛条件,则结束模型参数学习过程;否则返回步骤(2)进行下一次迭代。

3.3 基于 HMM 的车辆运动轨迹预测

借助于已建立的 HMM 模型,根据不断采集到的车辆运动轨迹部分,就可以对车辆未来的运动轨迹进行预测。对于已采集到的部分轨迹 $Q = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_t, y_t)\}$,经预处理后可得到相应的流矢量观察序列 $O = \{\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_t\}$,车辆的运动预测主要依以下两步进行:

首先,计算当前时刻 t 的状态分布

$$P(q_t | \mathbf{o}_t) = \frac{1}{Z} P(\mathbf{o}_t | q_t) \sum_{q_{t-1}} [P(q_t | q_{t-1}) P(q_{t-1} | \mathbf{o}_{t-1})] \quad (19)$$

式中: Z 为归一化变量。

然后,以获得的当前状态分布作为先验概率,应用 HMM 模型对未来任意时刻 $(t+R)$ 的状态分布进行预测,递归公式如下:

$$P(q_{t+R} | \mathbf{o}_t) = \sum_{q_{t+R-1}} [P(q_{t+R} | q_{t+R-1}) P(q_{t+R-1} | \mathbf{o}_t)] \quad (20)$$

值得注意的是,尽管上述运动预测完全可以获得车辆在不同时刻的所有状态分布,但考虑到一般冲突随时间的发展过程特征,其严重性由低逐渐增加至较高水平并持续较短时间,随后又迅速下降直到冲突完全解除,此点在后续研究中也得到了验证。同时,研究表明,只有严重冲突才与道路安全水平存在密切联系,而车辆刚刚驶入研究区域时,往往与其他车辆最多形成轻微冲突,随着时间推进,其严重性才会有所增加,此时冲突车辆的运动趋势大多已明朗,且根据历史轨迹可以较为可靠地对车辆运动趋

势进行预测。因此根据后续研究的需要,需获得车辆在未来每一时刻最有可能经过的位置,直接采用不同时刻各状态分布的可能性加权均值作为车辆冲突时间内的预测运动轨迹。

4 试验结果分析

为了验证本文所提出的冲突判别算法的有效性和适用性,选取某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 min 的两个视频片段,帧大小为 $520 \times 480, 25 \text{ 帧} \cdot \text{s}^{-1}$ 。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]。经过对轨迹进行预处理,最终共分别获得 405 条和 529 条有效轨迹(如图 6 和 7 所示)。

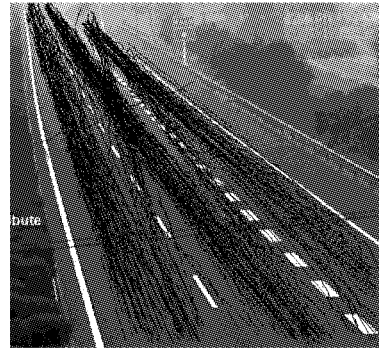


图 6 某高速公路出口样本轨迹

Fig.6 Trajectories from exit scene



图 7 某高速公路入口样本轨迹

Fig.7 Trajectories from entrance scene

利用前述方法对所获得的出入口样本轨迹分别展开运动模式学习,参数设置如下: $\Delta = 1.0 \text{ m}, \eta = 1 \times 10^{-4}$,最终获得的 HMM 模型结果分别如图 8 和 9 所示。如图所示,轨迹建模结果不仅符合高速公路出入口处车辆的行驶意图,而且与实际运动行为模

式相一致,结果令人满意.



图 8 高速公路出口 HMM 模型

Fig.8 Learned HMM structure of freeway exit



图 9 高速公路入口 HMM 模型

Fig.9 Learned HMM structure of freeway entrance

对于经人工识别的两起冲突,根据建立的 HMM 模型对车辆运动轨迹进行预测,采用式(8)计算的碰撞可能性结果分别见图10和11. 如图所示,

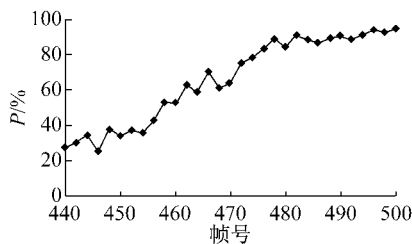


图 10 出口序列碰撞可能性曲线

Fig.10 Collision probability curve for freeway exit sequence

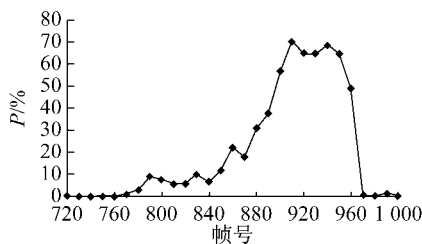


图 11 入口序列碰撞可能性曲线

Fig.11 Collision probability curve for freeway entrance sequence

两个序列的碰撞可能性开始阶段均较小,随后逐渐增加直至最大值,但出口序列自第 500 帧以后,由于车辆间遮挡严重,跟踪失败导致碰撞可能性无法继续计算,曲线出现断裂,但此情况对于判别该起冲突已无影响;而入口序列在第 910 帧达到最大值,并在至第 950 帧的时间段内维持该水平,随后骤降为零,冲突解除. 可见,碰撞可能性的量化结果不仅能够较好地反映车辆间相互作用过程中的冲突严重性及其变化趋势,而且与冲突实际发展情况相一致.

除以上两段典型序列外,为验证冲突判别模型的有效性,对其所属时长约 1 h 的出入口视频分别进行了扩大试验. 试验时,首先对视频一定距离范围内所有车辆间相互作用的碰撞可能性进行计算,再设置合理的判断阈值,然后据此对交通冲突进行判别. 不同判断阈值 ϵ 对应的冲突判别统计结果见表 1. 为对比分析,另外采用传统人工录像调查法对视频进行了判别,最终确定测试期间出入口分别发生了交通冲突 96 起和 81 起,这里以此作为冲突实际发生数量对模型判别效果进行评价.

表 1 不同阈值条件下的交通冲突判别结果

Tab.1 Discriminant results of traffic conflict under different threshold conditions

ϵ	场景	交通冲突判别模型			实际冲突数	判别成功率/%
		正确数	错误数	正确率/%		
0.1	出口	92	85	51.98	96	95.83
	入口	79	70	53.02	81	97.53
0.3	出口	60	27	68.97	96	62.50
	入口	53	19	73.61	81	65.43
0.5	出口	21	5	80.77	96	21.88
	入口	14	3	82.35	81	17.28
0.7	出口	10	1	90.91	96	10.42
	入口	7	1	87.50	81	8.64

对判别结果分析可知,随着判断阈值的不断增大,交通冲突模型的判别正确率虽然在稳步提高,但其识别出的绝对冲突数却在逐渐减少,进而导致计算的判别成功率也在明显下降,因此为保障交通冲突判别结果的数量与质量,判断阈值的合理选择至关重要. 当 $\epsilon=0.1$ 时,冲突判别正确率虽然略高于 50%,但是其成功率却达到了 95% 以上,可见采用该阈值基本上可以将视频中的所有冲突识别检测出;当 $\epsilon=0.3$ 时,出入口交通冲突的判别成功率均高于 60% 的同时,判别正确率也都达到了 70% 左右;当 $\epsilon=0.5$ 和 0.7 时,虽然冲突判别正确率达到了 80% 甚至 90% 以上,但此时识别出的交通冲突数目过少,判别成功率最多仅为 21.88%.

考虑到交通冲突判别工作的全面性和实用性,对于本例,可以选择 $\epsilon=0.3$ 作为交通冲突判别的阈值,这是因为该值能够在保证判别正确率为 70%左右的前提下实现对至少 60%冲突的有效识别,而且就碰撞可能性作为冲突严重性衡量的有效指标而言,该部分被识别出的冲突无疑属于严重冲突的范畴,并且包含了严重冲突中的绝大多数样本,在其中将占据更高的判别比例,而恰恰这些严重冲突才是道路安全研究的重点.此外,当阈值大于 0.3 时,成功率曲线开始急剧下降,这意味着阈值的进一步增大将导致相当数量的交通冲突无法再被有效识别,但与之相对应的正确率曲线却并未出现大幅变化,因此设置 $\epsilon=0.3$ 是合理的.综合以上结果,采用本文方法能够对绝大部分交通冲突进行有效识别,并与传统人工调查方法基本相一致,特别是,当阈值选择合适时,交通冲突判别工作能同时兼顾数量和质量上的两方面要求,最终获得令人满意的结果,因此基于碰撞可能性的交通冲突判别模型是合理可行的.

5 结语

结合交通冲突技术的应用缺陷与视频图像处理技术的优势,建立了一种客观合理的交通冲突判别车辆运动模式分析方法.根据安全金字塔原理,提出了全面可量化的碰撞可能性指标,用于对交通冲突严重性进行衡量,并结合车辆运动模式构建了相应的计算方法.为计算碰撞可能性,提出了基于隐马尔可夫模型的车辆运动模式学习算法,并在其基础上形成了车辆运动轨迹预测方法.特别的是,后者在分析冲突发展过程特征的基础上,采用建立的 HMM 模型对车辆在不同时刻所处状态进行预测,并以其可能性加权均值作为车辆冲突时间内的预测运动轨迹,而非传统的分布预测.据此进行的碰撞可能性计算方法在不损失冲突判别精度的前提下,可使上述过程更加明确、高效.在真实的交通场景中进行试验,结果不仅表明了本文车辆运动模式学习方法的合理性与有效性,而且验证了基于运动模式分析计算碰撞可能性进行交通冲突判别方法的可行性.未来工作将更多集中于如何根据识别出的冲突与事故间的关系反向合理确定碰撞可能性判断阈值这一问题上.

参考文献:

- [1] HYDEN C. The development of method for traffic safety evaluation: The Swedish traffic conflict technique[D]. Lund: Lund University, 1987.
- [2] 张苏. 中国交通冲突技术[M]. 成都:西南交通大学出版社,1998.
ZHANG Su. China traffic conflict technique[M]. Chengdu: Southwest Jiaotong University Press,1998.
- [3] ATEV S, ARUMUGAM H, MASOUD O, *et al.* A vision-based approach to collision prediction at traffic intersections[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2005,6(4):416.
- [4] LAURESHYN A, SVENSSON A, HYDÉN C. Evaluation of traffic safety, based on micro-level behavioural data: theoretical framework and first implementation[J]. Accident Analysis & Prevention, 2010, 42(6):1637.
- [5] ISMAIL K, SAYED T, SAUNIER N, *et al.* Automated analysis of pedestrian-vehicle conflicts using video data[J]. Journal of the Transportation Research Board, 2010, 2140(2140):44.
- [6] 张方方. 基于视频的平面交叉口机动车交通冲突检测技术研究[D]. 上海:同济大学,2008.
ZHANG Fangfang. Study on a computer vision system for detecting traffic conflict between vehicles at intersections[D]. Shanghai: Tongji University, 2008.
- [7] 曲昭伟,李志慧,胡宏宇,等. 基于视频处理的无信号交叉口交通冲突自动判别方法[J]. 吉林大学学报(工学版),2009,39(2):163.
QU Zhaowei, LI Zhihui, HU Hongyu, *et al.* Traffic conflict automatic discrimination at non-signalized intersection based on video processing[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2009, 39(2):163.
- [8] HU Weiming, XIAO Xuejuan, XIE Dan, *et al.* Traffic accident prediction using 3-D model-based vehicle tracking[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2004, 53(3):677.
- [9] SAUNIER N, SAYED T. A probabilistic framework for automated analysis of exposure to road collisions[J]. Journal of the Transportation Research Board, 2008, 2083(2083):96.
- [10] BROW G R. Traffic conflicts for road user safety studies [J]. Canadian Journal of Civil Engineering, 1994, 21(21):1.
- [11] SVENSSON A. A method for analyzing the traffic process in a safety perspective[D]. Lund: Lund University, 1998.
- [12] VALERA M, VELASTIN S A. Intelligent distributed surveillance system: a review[J]. IEE Proceedings: Vision, Image and Signal Processing, 2005,152(2):192.
- [13] 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.
- [14] RABINER L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. Readings in Speech Recognition, 1990, 77(2):267.