

基于 MAS 和驾驶员行为的追尾预警模型

梁 军, 陈小波, 程显毅, 李小燕

(江苏大学计算机科学与通信工程学院, 镇江 212013)

摘要: 针对现有汽车追尾预警系统以车间距离测量作为碰撞发生的唯一决定因素的不足, 提出基于 MAS 和驾驶员行为的追尾预警模型(MRWMB)。采用 MAS 技术和基于 Bayes 决策的追尾预警算法, 实现追尾碰撞概率的实时计算。仿真结果证明, MRWMB 模型在预警的自主性和抗干扰方面比传统的预警系统有明显优势, 预警平均性能提高 10% 左右。

关键词: Agent 技术; 汽车追尾; 行为

Rear-end Alarm Model Based on MAS and Driver Behavior

LIANG Jun, CHEN Xiao-bo, CHENG Xian-yi, LI Xiao-yan

(School of Computer Science & Communication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013)

【Abstract】 Aiming at the shortcomings of distance between vehicles measurement as the only determining factor in car rear-end alarm system, a Modeling of Rear-end Warning based on MAS and Behavior(MRWMB) is proposed. Bayes decision theory is utilized to prevent collision happened real time by calculating the probability of collision. The effectiveness and robustness of the model are confirmed by the simulation result and its average performance of warning is improved by around ten percent.

【Key words】 Agent technology; car rear-end; behavior

1 概述

近年来交通事故持续增长, 据有关机构统计, 其中约 75% 是由于驾驶员认知、判断、操作等失误造成(见图 1), 其深层原因是由于高速化、复杂化带来的驾驶员认知和信息处理能力不足造成。以驾驶员和乘客为中心的智能汽车主动安全系统正受到越来越多汽车及其附属产品制造商和大众消费者的关注。

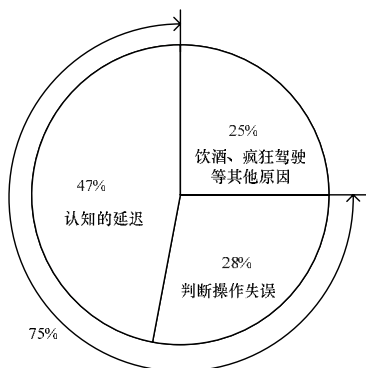


图1 交通事故原因统计

笔者对马自达模型、本田模型和加利福尼亚改进模型等追尾预警模型进行了研究, 发现大多数追尾预警系统有以下不足: (1)以车间距离测量作为碰撞的唯一决定因素, 没有考虑驾驶员行为; (2)采用的测量技术大多属于主动测量技术, 需要安装专门的硬件设备, 造价昂贵, 测量信号易干扰。

当前, Agent 已经成为一种描述复杂现象、研究复杂系统、实现复杂自适应计算的重要方法^[1]。MAS 通过各 Agent 间的通信、合作、互解、协调、调度、管理及控制来表达系统的结构、功能及行为特性。它为汽车追尾预警系统的实现

提供了一条新的途径。

2 追尾预警行为模型

2.1 驾驶员行为

驾驶员行为模型的历史可以追溯到 1938 年 Gibson 等人提出的车辆行驶区域分析(field-analysis)理论。之后的 50 年, 虽然有一些研究工作仍在开展, 但总的来说驾驶员行为研究并没有得到大的发展, 直到 2000 年以后, 才又成为一个研究的热点。2001 年, Vaa^[2]在对以往驾驶员行为的理论和模型进行比较分析后指出: 认知和情感是驾驶任务中危险情况的预测、规避和评估的很好工具。之后, Salvucci, Krajzewicz 和 Delorme 等人开展了认知体系结构的驾驶员行为研究工作, 取得了进展。研究表明, 驾驶认知行为研究的最新发展得益于认知科学的迅速发展以及建模工具的进一步丰富。文献[3]提出基于 ABM(Agent-Based Modeling)的城市交通流的微观仿真系统, 虽然通过 Agent 技术的引入, 增加了车辆-司机模型的人性化因素, 但没有充分体现驾驶员的偏好及其在驾驶过程中的主体地位。文献[4]较为完整地综述了目前驾驶员行为智能分析研究的 4 个主要方向: 纵向驾驶行为分析和避撞, 横向驾驶行为分析和道路偏离预警, 复杂驾驶行为学习以及驾驶员状态分析, 并指出了今后该领域的发展方向。虽然肯定了驾驶员在驾驶活动中的重要地位, 但缺少对驾驶员行为的具体描述。

驾驶员行为模型可以抽象描述为 (E, H) 。其中, $E=(E_1, E_2, \dots, E_n)$ 表示道路、天气等外部环境; $H=(H_1, H_2, \dots, H_n)$ 表示驾

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60702056)

作者简介: 梁 军(1976 -), 男, 讲师, 主研方向: 模式识别; 陈小波, 硕士; 程显毅, 教授、博士生导师; 李小燕, 硕士研究生
收稿日期: 2008-10-26 E-mail: liangjun@ujs.edu.cn

驶员行为,即对汽车的操作行为,主要体现在包括方向盘、油门、刹车踏板和离合器踏板及相关的控制部件的操作。而且,驾驶员通常都是遵循自己习惯的或者是偏好的(E, H)方式。所以,从各个驾驶员的大量的驾驶数据记录中学习出该驾驶员行为偏好,实现对驾驶员未来行为 H_i 的预测。在此基础上,建立驾驶员行为风险评价函数 $y()$,则可以对预测的驾驶员行为进行风险评估 $y(H_i)$ 。

2.2 MRWMB 模型

图 2 为 MRWMB 模型框架,其中有 4 种 Agent,每种 Agent 具有自主的能力,通过多 Agent 之间的合作可以提高预警的准确性和实时性。

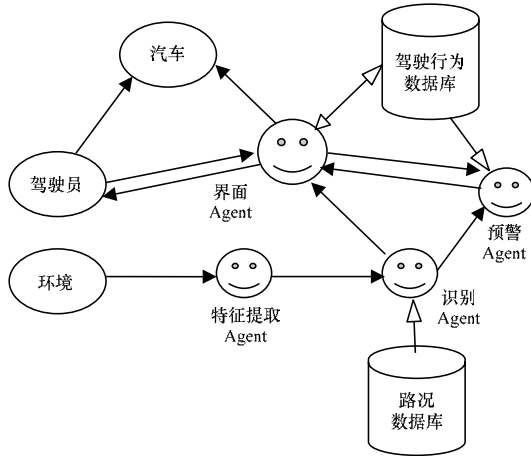


图 2 MRWMB 模型

对 4 种 Agent 的说明如下：

(1) 界面 Agent, 可以接收、完成用户分配的任务,可在用户驾驶汽车的过程中学习总结用户的驾驶偏好,动态适应不同的用户,是连接预警系统和用户的纽带。

(2) 特征提取 Agent, 可以根据不同的天气特征、路况环境特征等进行合理的选择,以提取出当前环境下的最显著特征。

(3) 识别 Agent, 识别的对象分为静态和动态对象。静态对象指道路、行人、车辆、道路标记等相对道路静止的物体,动态对象指速度、加速度、移动方向等相对道路运动的物体。

(4) 预警 Agent, 根据识别结果及界面 Agent 提供的行为数据对汽车追尾发生的概率进行计算。当概率达到一定的程度时就向界面 Agent 报警。

3 结合驾驶员行为的 Bayes 决策

3.1 Bayes 公式简介

设概率事件 A, B 属于事件域 F , 事件 B 出现的概率 $P(B) > 0$, 则称 $P(A|B)$ 为事件 B 发生条件下,事件 A 发生的条件概率。若 A_1, A_2, \dots, A_m 为样本空间 S 的一个划分,且满足条件:

- (1) $A_i \cap A_j = \emptyset (i \neq j)$
- (2) $A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_m = S$
- (3) $P(A_i) > 0 (i = 1, 2, \dots, m)$

则对任一事件 B , $P(B) > 0$, 有

$$P(A_i | B) = \frac{P(AB)}{P(B)} = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^m P(B|A_j)P(A_j)} \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

上式称为 Bayes 条件概率公式,其中, $P(A_i)$ 是根据已有

数据分析所得的,称为先验概率; $P(A_i | B)$ 是在得到新的信息后,重新加以修正的概率,称为后验概率。Bayes 条件概率公式是 MRWMB 模型算法的理论基础。

3.2 MRWMB 模型算法

结合前文提到的驾驶员行为风险评估 $y(H_i)$ 和预警 Agent 发出的预警等级代入 Bayes 条件概率公式得:

$$P(dang | env, beh) = \frac{P(env, beh | dang)P(dang)}{\sum_{dang} P(env, beh | dang)P(dang)} \propto P(env, beh | dang)P(dang) = P(beh, dang | env)P(env) = P(beh | env)P(dang | env)P(env)$$

考虑到预警环境的复杂性,本文引入了模糊化思想。 $dang$ 为危险程度度量,取值为 $[0, 1]$,表示危险的强度,0 表示无危险,1 表示最严重的危险; env 为度量环境好坏,取值为 $[0, 1]$,表示环境的恶劣程度,0 表示环境非常好(天气晴朗、道路空旷,没有行人车辆),1 表示环境非常恶劣(道路复杂,障碍物多,天气恶劣)。

根据如下线性模型对环境进行评估:

$$env = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i$$

其中, x_i 为参与评估的因素,如天气状况、道路等级、一定范围内障碍物数量等; α_i 为各个影响因素的相对权重,根据经验人为指定; beh 为行为度量,是前文中提到的驾驶员行为风险评估结果 $y(H_i)$, beh 较低时行为发生追尾事故可能性较低; $P(env)$ 为先验概率,表示该环境发生的可能性,在无先验信息时可取为均匀分布; $P(env, beh | dang)$ 表示当强度为 $dang$ 的危险发生时,特定环境和行为发生的概率,需要采用一定的概率模型建模,如高斯模型; $P(beh | env)$ 为当前环境下采取 beh 行为的概率; $P(dang | env)$ 为对该环境的危险程度的度量。

在本文的环境下, $P(beh | env)$ 和 $P(dang | env)$ 均采用高斯模型建模,表示为

$$beh = a \cdot env + \varepsilon$$

$$dang = b \cdot env + \varepsilon'$$

其中, a, b 为变换参数; ε 和 ε' 为噪声。 $P(dang | env, beh)$ 为在当前环境和驾驶行为下,发生强度为 $dang$ 的危险的可能性,当该值大于预设定的阈值后,界面 Agent 将以声光电等多种形式向驾驶员示警危险等级。

4 仿真实验及分析

实验 1 验证 MRWMB 有效性

为了便于计算和简化 MRWMB 模型表示预警的危险等级,特将碰撞时间数据做了归一化处理, A 级为 $[0, 0.02]$, B 级为 $(0.02, 0.04)$, C 级为 $(0.04, 0.06)$, D 级为 $(0.06, 0.08)$, E 级为 $[0.08, 0.10]$ 。将测得的相对车速差 Δv 和车间距 Δs 输入训练好的模型,获得模型的部分输出与碰撞时间 Δt ($\Delta t = \Delta s / \Delta v$) 和危险程度的变化过程如图 3 所示,在这段行驶过程中,界面 Agent 2 次报警。第 1 次报警的程度相对较严重,第 2 次较轻,与实验设计报警情况一致,从而验证了本模型的有效性。对比 2 条曲线,发现 MRWMB 模型对 C 级及以上程度的危险情况均给出了正确的预警。但在样本点 1 000 附近,模型输出为 C 级,而碰撞时间曲线显示此时只有轻微危险,模型的预测产生了偏差,这说明 MRWMB 模型对于危险的“态度”是谨慎的。

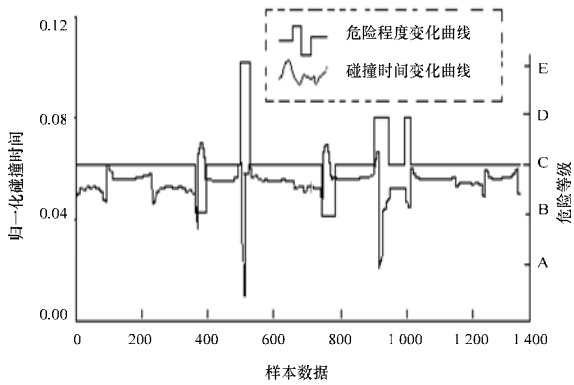


图3 碰撞时间和危险程度变化过程

预警 Agent 第 1 次报警发布时，驾驶员紧急制动，然后转入另一种正常行驶状态，成功反映了驾驶员的驾驶行为偏好，并提供有效的报警。从上面的结果分析来看，MRWMB 模型还能够对在紧急情况下驾驶员操作不当产生的噪声数据具有良好的鲁棒性。

实验 2 验证 MRWMB 安全性

“加速踏板动作时刻”是一个衡量驾驶员安全驾驶的驾驶行为偏好的重要指标。通过神经网络训练、仿真，图 4 为模拟追尾避让过程中驾驶员的制动行为特性中制动仿真与实际样本输出的结果，从中可以发现：

- (1) 样本和模拟的结果走势较为相似；
- (2) 模拟的结果和样本数据相比大多落在了较为安全的区域，从而有效提前了制动时间，增加了制动距离，这就验证了融入驾驶员行为偏好的 MRWMB 模型的安全性。

值得一提的是在[0.91,0.94]和[0.78,0.83] A 标段模拟的结果和样本数据拟合较好，但在[0.83, 0.90] B 标段存在一定的偏差，需要进一步研究。

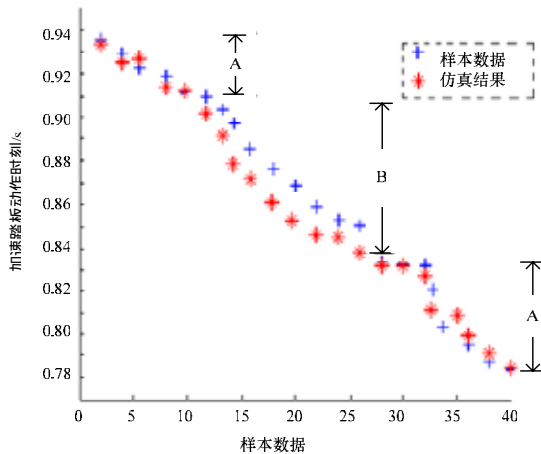


图4 加速踏板动作时刻模拟结果

实验 3 与其他模型比较

实验依照 ANFIS 模型和计算模型^[5]所设置的环境，对 MRWMB 模型进行了 1 500 次模拟实验，表 1~表 3 为记录的

结果，其中，表 1 显示在车速为 50 km/h~120 km/h 之间时 MRWMB 模型的跟车安全临界距离最长，追尾的概率最小；表 2 显示在相同制动时间下，CRMASB 模型安全车距最长；表 3 显示 MRWMB 模型的预警正向误判率最低。

表 1 同车速下的安全车距

车速/(km·h ⁻¹)	ANFIS/m	计算模型/m	MRWMB/m
50	40.6	39.6	40.9
60	50.6	51.1	50.7
70	65.4	64.2	65.5
80	79.2	78.8	79.5
90	98.1	95.5	98.1
100	115.3	112.8	116.1
110	142.2	132.8	143.6
120	168.4	152.6	171.3

表 2 制动时间下的安全车距

制动时间/s	ANFIS/m	计算模型/m	MRWMB/m
0.2	16.4	15.6	16.6
0.5	26.4	25.8	26.9
0.8	34.1	33.2	35.8
1.1	43.2	41.3	44.4
1.5	52.5	49.9	53.8
1.8	61.5	55.8	62.6
2.1	69.4	60.5	70.1
2.2	74.5	65.1	76.9

表 3 不同预警次数下的正向误判率 (%)

平均预警次数	ANFIS	计算模型	MRWMB
5	3.3	4.5	2.8
10	3.5	4.6	2.7
20	3.1	4.5	2.9
30	3.6	4.2	3.0
40	3.5	4.3	2.5
50	3.7	4.4	2.7
60	3.6	4.3	2.8
70	3.4	4.5	2.6

5 结束语

本文提出的 MRWMB 模型主要优势体现在预警的可靠性、实时性和自主性，融合驾驶员行为的 Bayes 决策体现了驾驶员在人-车-路闭环中的主导地位，对追尾预警的研究具有一定的理论意义和实用价值。

参考文献

- [1] 程显毅. Agent 计算[M]. 哈尔滨: 黑龙江科学技术出版社, 2003.
- [2] 刘雁飞, 吴朝晖. 驾驶 ACT-R 认知行为建模[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2006, 40(10): 1657-1662.
- [3] 李 英. 多 Agent 系统及其在预测与智能交通系统中的应用[M]. 上海: 华东理工大学出版社, 2004.
- [4] 李 力, 王飞跃, 郑南宁, 等. 驾驶行为智能分析的研究与发展[J]. 自动化学报, 2007, 33(10): 1014-1022.
- [5] Guan Hsin, Zhang Licun, Gao Zhenhai. Research of Driver Optimal Preview Acceleration Integrated Decision Model[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2006, 6(1): 172-176.

编辑 任吉慧