

结合状态机和动态目标路径的无人驾驶决策仿真

范鑫淼¹², 何武¹², 张梓培¹²

1. 四川师范大学影视与传媒学院, 成都, 610068;
2. 四川师范大学可视化计算与虚拟现实四川重点实验室, 成都, 610068;

摘要: 决策系统是无人驾驶技术的核心研究之一。**目的:** 已有决策系统存在逻辑不合理、计算效率低、应用场景局限等欠缺, 因此提出一种动态环境下无人驾驶路径决策仿真。**方法:** 首先, 基于规则模型构建适于无人驾驶决策系统的交通有限状态机; 其次, 针对交通动态特征, 提出基于统计模型的动态目标路径算法计算状态迁移风险; 最后将交通状态机和动态目标路径算法有机结合, 设计出一种基于有限状态机的无人驾驶动态目标路径模型, 适用于交叉口冲突避免和三车道换道行为。将全速度差连续跟驰模型运用到换道规则中, 并基于冲突时间提出动态临界跟车距离。**结果:** 为验证模型的有效性和高效性, 对交通环境进行虚拟现实建模, 模拟交叉口通行和三车道换道行为, 分析文中模型对车流量和换道率的影响。实验结果显示, 在交叉口通行时, 自主车辆不仅可以检测冲突还可以根据风险评估结果执行安全合理的决策。三车道换道时, 自主车辆既可以实现紧急让道, 也可以通过执行换道达成自身驾驶期望。通过将实测数据和其他两种方法对比, 当车流密度在 0.2 到 0.5 之间时, 本文模型的平均速度最高分别提高 32 km/h 和 22 km/h。当车流密度不超过 0.65 时, 本文模型的换道成功率最高分别提升 37% 和 25%。**结论:** 实验结果说明本文方法不仅可以在动态城区环境下提高决策安全性和正确性, 还可以提高车流量饱和度, 缓解交通堵塞。

关键词: 风险系数; 换道行为; 冲突避免; 无人驾驶技术; 全速度差连续跟驰模型

Decision making simulation of Autonomous driving combined with state machine and dynamic target path

Xinmiao Fan¹², Wu He¹², Zipei Zhang¹²

1. College of Movie and Media Sichuan Normal University, Chengdu, 610068

2. Visual Computing and Virtual Reality Key Laboratory of Sichuan Province, Sichuan Normal University, Chengdu, 610068

Abstract: Objective Driverless technology is an essential part of the intelligent transportation system, including environmental information perception, intelligent planning and multi-level auxiliary driving. It reduces driver's work intensification and prevent accidents. With the development of artificial intelligence, autonomous vehicle has become a hot topic in both industry and academia in recent years. In addition, decision making system is one of the core research of driverless technology. Reducing the number of road accidents is of paramount societal importance, and a growing

基金项目: 国家自然科学基金项目 (81560372); 四川省教育厅基金项目 (16ZB0069, 15ZB0039); 可视化计算与虚拟现实四川省重点实验室基金项目 (KJ201413)

Supported by: Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 81560372)

research effort has been devoted to decision-making systems within the last few years. Making human-like decisions with other encountering vehicles in complex traffic scenarios brings big challenges to autonomous vehicles. The research of the autonomous driving decision system has important theoretical and practical value for improving the level of intelligent vehicle and intelligent transportation systems. However, due to the uncertainty and randomness of the driving behavior of the surrounding vehicles, the current decision-making system has some shortcomings, such as unreasonable logic, large computational complexity and limited application scene. In order to solve these problems, the purpose of this paper is constructing a finite state machine based decision-making system for autonomous vehicles are safely driven in the dynamic urban traffic environment. This paper mainly studies how vehicles pass through intersections and how to change lanes, which are the core issue of decision-making system. **Method** In a certain period of time, the driver's behavior is determined by the current traffic condition and risk perception. We define the primary state of the vehicle according to the driving range of the autonomous vehicle, including driving at the intersection, driving in the driveway, and approaching to the crossroads. Each primary state includes many secondary states. For example, at crossroads, the vehicle may turn or keep straight. Combining the original finite state machine theory, a traffic state machine (TSM) suitable for intelligent systems is proposed. Considering the complexity and diversity of the traffic environment, a dynamic target path (DTP) algorithm is proposed to improve the feasibility of the decision system. combining the traffic state machine with the dynamic target path algorithm, we propose the dynamic target path model based on finite state machine applied to the decision system, and analyze the significance of the model. In complex and diverse traffic environment, intelligent vehicles only pay attention to their own driving information, ignoring the state of other vehicles, which brings great risks. As a result, we divide the awareness area and the conflict area for each autonomous vehicle. At the crossroads, the perceived range of autonomous vehicles is defined as the awareness area, and the reachable range of autonomous vehicles is called the conflict area. In the driveway, the perception area of vehicle is defined as the consciousness area, and the range of interaction between autonomous vehicles and surrounding vehicles is defined as the conflict area. A reasonable decision can effectively reduce the probability of accidents in conflict areas. We use dynamic target path algorithm (DTP) to calculate the risk of decision-making to restrict vehicle behavior. Due to a fixed follow-up distance has no ability to consider the influence of the speed, this paper proposes a dynamic critical follow-up distance, which reduces the collision with the preceding vehicle while following the vehicle. Furthermore, the Full Velocity Difference model is used to avoid collision with the front vehicle of the target lane during the lane change under different scenarios. **Results** In order to verify the effectiveness of the model and algorithm, we perform experiments in different scenarios repeatedly through the Unity 3D engine. In the first experiment, we simulate the scene of autonomous vehicle driven at a crossroad. The second experiment simulates how the autonomous vehicles respond to emergencies. The third experiment simulates that autonomous vehicles change lanes to reach their destinations. The fourth experiment simulates that autonomous vehicles to change lanes to improve their speed. In order to prove that the experimental results are not affected by the bad weather, this paper simulates the lane changing behavior of autonomous vehicles in foggy days. Experiments show that in bad weather, autonomous vehicles can not only meet the driving expectation, but also ensure driving safety. Experimental results show that, on the basis of other vehicles driving intentions can be obtained, and autonomous vehicles has the capability to make correct decisions according to the potential risk of intersection and current traffic environment. And autonomous vehicles can change lanes according to their driving demand when driving on the driveway. In case of emergency, the autonomous vehicle regards the special vehicle as a dynamic obstacle. After yielding the right-of-way to emergency vehicles, the autonomous vehicle returns to the original lane to continue driving. In order to prove that the proposed method can improve the efficiency of traffic flow, and compare the model proposed in this paper with other models. Results demonstrate the difference among the three models is not obvious when the vehicle density is small. However, when the vehicle density is greater than 0.2 and less than 0.5, the average speed of the model is increased at most by 32 km/h and 22 km/h respectively. When the density of vehicles is not more than 0.65, the success rate of lane changing in this model is increased at most by 37 percentage points and 25 percentage points

respectively. **Conclusions** The algorithm in this paper not only improves the safety and accuracy of decision-making in the dynamic urban traffic environment, but also helps improve traffic flow saturation and reduce traffic flow. In addition, a variety of traffic environments can be modeled by our simulation framework. Although the proposed model and algorithm are relatively simple, the assessment of potential risks can meet the planning time of autonomous driving. Our work sets down rules for the decision-making of autonomous driving, and provides some references for the development of the intelligent transportation system. However, the influence of vehicle types, trajectory and road width on decision-making are neglected. In the future, we will improve the current work and provide a more complete and reasonable framework for the automatic driving decision system.

Key words risk factor; lane-changing behavior; collision avoidance; autonomous driving technology; Full Velocity Difference model

0 引言

无人驾驶技术是一个集环境信息感知、智能规划决策和多等级辅助驾驶等功能于一体的高技术载体^[1]。其理论、技术与应用已成为机械工程、信号处理、自动控制等领域的重点课题。路上换道和路口通行是无人驾驶决策系统的两大研究重点。由于交通环境高度动态变化,现有决策系统在实时性、一致性、安全性等方面存在不足。

目前无人驾驶决策系统模型大致可分为基于规则模型和基于统计模型。基于规则模型通过建立规则进行决策,计算效率较高且符合驾驶行为^[2-6]。但受交通行为不确定性和非连续性等特性的影响,基于规则模型容易出现准确率低的问题。基于统计模型考虑了交通环境中的不确定因素^[7-9],提高了准确性,但计算量较大,实时性较低。

针对上述问题,本文结合基于规则模型和基于统计模型的特点,构建适于动态环境的路径决策仿真模型。相比于高速公路,城区环境交通要素更多,拓扑结构更复杂。且目前城市环境下的换道研究多选择双车道。因此,本文针对城区环境探讨自主车辆的交叉口通行问题和三车道换道行为。主要贡献如下:

- 1) 提出一种适于路口冲突避免和路上车辆换道的决策仿真模型。
- 2) 为自主车辆划分意识区域和冲突区域,提高决策效率和安全性。
- 3) 将全速度差连续跟驰模型与换道规则结合,减小对目标车道前车的影响。

1 相关工作

第一个基于规则的模型是由 Gipps 提出^[2],其决策主要取决于必要性、期望性和安全性。Furda 等采用 petri 网选择安全且符合驾驶规则的行为,并基于多标准决策设计了自动驾驶车辆的实时决策系统^[3]。有限状态机是常用的基于规则建模的方法,文献^[4]中将状态机分层,顶层表示车辆状态,中间层表示驾驶行为,底层表示驾驶行为的具体动作及转换条件。Ziegler 在智能车辆轨迹规划中,使用分层的、同时发生的状态机生成基本的驾驶行为^[5]。文献^[6]中,基于层次状态机将车辆驾驶行为划分为不同层次的多个状态,结合多级场景构建自动驾驶车辆超车决策模型。

基于统计的模型考虑了交通环境中的不确定性。其中,最常用的决策模型是部分可观察的马尔可夫决策过程 (Partial observable Markov decision process, POMDP) 和贝叶斯网络,能为各种交通场景提供统一的行为决策框架^[7-10]。Brechtel 等考虑了时间的不确定性和环境感知的不确定性,提出将连续状态层次贝叶斯转换模型嵌入 POMDP 模型解,但连续信念空间造成计算效率低下^[7]。无信号十字路口环境复杂,部分状态难以观察,为此, Bouton 等提出基于 POMDP 模型的在线信念状态规划方法^[8]。Noh 等将智能车辆决策系统分为情况评估和战略决策,前者基于贝叶斯网络估计碰撞可能性,后者通过分层状态机自动确定合理机动^[9]。文献^[10]中提出 STCA (Symmetric Two-lane Cellular Automata) 模型,引入符合现实交通流的双车道换道规则。文献^[11]扩展了单车道模型 (Full Velocity Difference Model, FVDM) 来模拟包含三车道的城市道路微观变道行为。

为了预测驾驶过程中的潜在风险,提高决策灵活性,很多研究在环境感应、道路识别方面做了大量工作。Aki 等将基于激光雷达的路面识别技术应用用于自动排队系统,该系统提出一种集成系统,不仅能够识别车道标记,还能使用激光雷达扫描系统监测路面^[12]。Garcia 提出一种传感器融合方法,通过视觉系统,激光传感器和全球定位系统为智能车辆提供增强的环境信息和知识^[13]。

轨迹预测是碰撞避免的关键问题。Tomar 和 Verma 提出基于支持向量机的车辆变道轨迹预测算法^[14],但仅能预测车道变换轨迹,无法预先判断车道变化。Houenou 等提出一种基于运动模型和操作识别模型的轨迹预测方法^[15],但没考虑相邻车辆,导致拥挤环境中可能输出不正确的轨迹。Woo 等^[16]针对以上不足进行改进,降低自主车辆换道时碰撞的可能性。Xie 等人将基于物理的方法和基于机动的方法结合,提高了轨迹预测的准确性^[17]。

本文构建基于规则的交通状态机模型,并考虑交通环境中的不确定性提出了动态目标路径算法计算状态迁移风险系数。在虚拟环境中搭建交通场景,对车辆运动进行仿真,在计算机生成空间中自然演示冲突避免和换道行为。

2 本文的方法概述及框架

本文采用类似文献^[4]和文献^[6]的方法,设计适于决策系统的交通状态机 (Traffic State Machine, TSM)。针对动态环境下车辆状态会相互

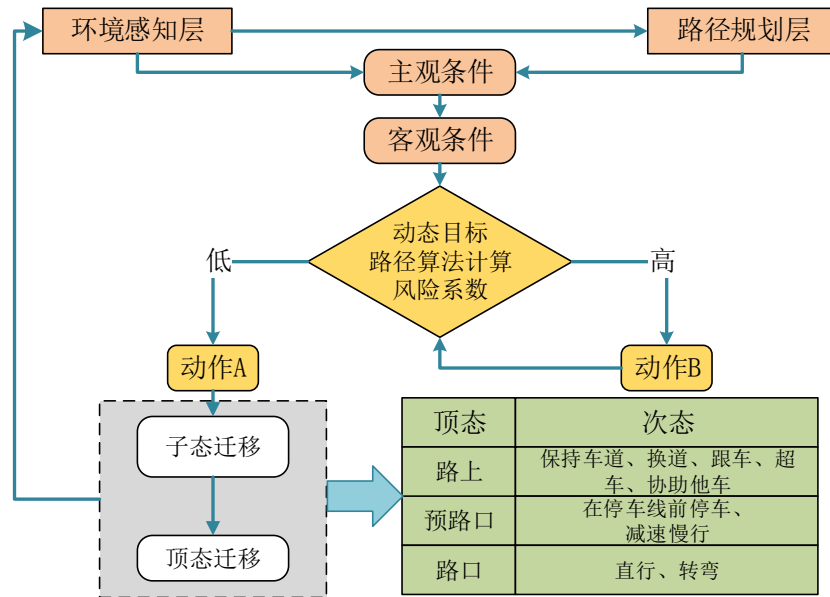


图 1 本文框架

Fig 1 Frame of this paper

影响的特性，提出动态目标路径（Dynamic target path, DTP）算法。结合交通状态机和动态目标算法构建了无人驾驶的决策框架，如图 1 所示。

交通状态机包含条件、动作、状态三个元素，即 $F = (f_{condition}, f_{action}, f_{state})$ 。其中条件 $f_{condition}$ 分为主观条件 $f_{Subjective}$ 和客观条件 $f_{Objective}$ 两层。首先是产生改变状态的动机（主观条件），然后是判断改变状态是否安全（客观条件）。动作 f_{action} 包括减速驾驶、加速行驶、保持速度和等车等待。状态 f_{state} 分为顶态和子态，顶态表示车辆驾驶状态，子态表示车辆驾驶行为，每个顶态对应多个子态。即条件满足，触发动作命令，导致子态迁移，从而顶态迁移。动态目标路径算法根据交通实时信息计算状态迁移风险，自主车辆根据风险系数，触发合理动作。

3 动态目标路径算法

为研究动态密集环境下，自主车辆周围实时交通状况对自主车辆驾驶的影响，本文划分了意识区域和冲突区域。在意识区域内自主车辆可通过传感器感知周围环境信息。在冲突区域内，车辆的驾驶状态会相互影响，不仅可能导致预期目标改变，还可能引发交通事故。

针对交叉口通行，定义自主车辆的感知范围为意识区域，将通过路口的路径范围称为冲突区域。交叉口场景图如图 2 所示，在一定连续时间序列内，若两车或多车路径范围有交集，视为存在冲突，交集点称为冲突点 o 。

针对路上驾驶，将车辆的感知范围定义为意识

区域，将车辆交互范围定义为冲突区域。三车道换道场景如图 3 所示，换道行为分为三种情况，分别是自主换道、强制换道和紧急换道。强制换道由目的地驱使，常发生在预路口转弯或掉头时。紧急换道由交通状况引起，例如后方有警车或救护车等特种车需即刻让道，或者避让前方障碍物。将提高行车能力的换道行为定义为自主换道，主要分为追求速度和空间有利化两种动机。

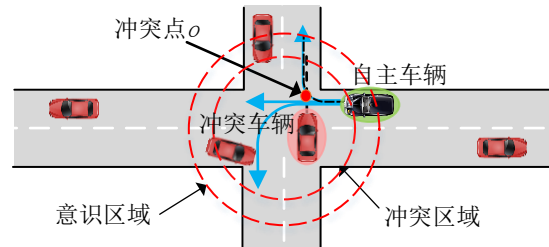


图 2 交叉口场景

Fig.2 Driving at the intersection

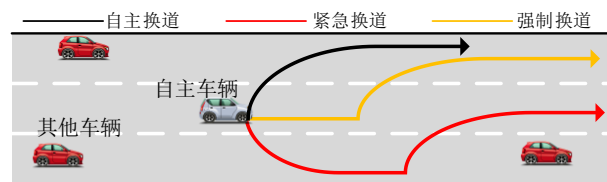


图 3 三车道换道场景

Fig. 3 Change lanes in the three-lane

3.1 风险系数

风险系数指自主车辆执行动作时，与周围车辆的冲突概率。我们将车辆假设为圆形，圆形直径为车辆长度，车辆通过交叉口时的碰撞示意图如图 4。

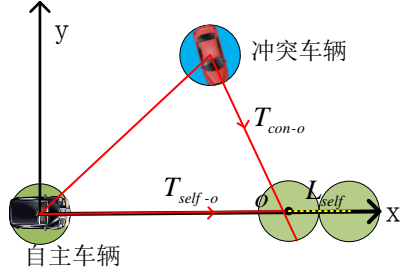


图4 交叉口碰撞示意图

Fig. 4 Collision diagram of the intersections

交叉口风险系数计算分为两个流程:

1、判断是否存在潜在冲突:

$$F_{conflict} = \begin{cases} 0, & T > T_{th} \\ 1, & T \leq T_{th} \end{cases} \quad (1)$$

若 $F_{conflict} = 0$, 不存在冲突; 若 $F_{conflict} = 1$, 存在潜在冲突。式中, $T = |T_{self-o} - T_{con-o}|$, 表示自主车辆和冲突车辆到达冲突点的时间差。 T_{self-o} 表示自主车辆到达冲突点 o 的时间, T_{con-o} 表示冲突车辆到达冲突点 o 的时间。 $T_{th} = m(2L_p / v_{c, n, o} + 2L_{ts} / v_{s, l})_{ef}$, 表示冲突时间阈值。 L_{self} 和 v_{self} 分别表示自主车辆的车身长度和速度, L_{con} 和 v_{con} 分别表示冲突车辆的车身长度和速度。

2、计算潜在冲突大小:

$$P_{risk}^{conflict} = T / T_{th} \quad (2)$$

$P_{risk}^{conflict}$ 表示风险系数, 当 $P_{risk}^{conflict} > 1.5$ 时风险高, 否则风险低。

换道风险系数主要受目标车道后车影响。为避免换道过程中与目标车道前车或原车道前车发生冲突, 本文控制了自主车辆与目标车道和原车道前车的行驶距离, 流程如下:

1、计算风险系数: 通过自主车辆距离目标车道的后车的最小安全距离 d_{CSS} 与实际距离 d_{tb} 之比计算换道风险 $P_{risk}^{changing-lane}$ [18]:

$$P_{risk}^{changing-lane} = \frac{d_{CSS}}{d_{tb}} \quad (3)$$

其中:

$$d_{css} = v_{tb} t_{reaction} - v_{self} t + \frac{v_{tb}^2}{2a_{max-tb}} - \frac{v_{self}^2}{2a_{max-self}} + l \quad (4)$$

v_{self} 和 $a_{max-self}$ 分别表示自主车辆的初速度和最大加速度。 v_{tb} 和 a_{max-tb} 表示目标车道后车的初速度和最大加速度, $t_{reaction}$ 表示后车的感知时间, t 表示自主车辆最长制动时间。 l 是两车停止时的车距, 取 5m。

2、与原车道前车保持安全距离: 固定临界跟车距

离, 忽略了速度的影响, 不适于动态环境。为避免换道行为造成原车道发生安全事故, 本文引入冲突时间 $ETTC$ [21] 定义动态临界跟车距离 d_{cr} , 如式:

$$d_{cr} = ETTC \cdot v_{self} + l \quad (7)$$

其中:

$$ETTC = \begin{cases} \frac{[v_{self} - v_{of} - \sqrt{(v_{of} - v_{self})^2 - 2(a_{of} - a_{self})d_r}]}{(a_{of} - a_{self})}, & (v_{of} - v_{self})^2 - 2(a_{of} - a_{self})d_r > 0 \\ 15, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

a_{of} 和 a_{self} 分别代表原前车和自主车辆的加速度, v_{of} 表示原前车的速度。

3、与目标车道前车保持安全距离: 引入全速度差连续跟驰模型 [19][20] (Full Velocity Difference Model, FVDM) 避免与目标车道前车发生碰撞, 如式:

$$\frac{dv_{self}}{dt}(t) = k[V(d_r) - v_{self}(t)] + \lambda v_r \quad (5)$$

其中:

$$V(d_r) = V_1 + V_2 \tan h[C_1(d_r - L_{self}) - C_2] \quad (6)$$

k 和 λ 分别为自主车辆传感器等设备的敏感度和速度差的影响系数。 $V(d_r)$ 表示自主车辆期望速度, 由与目标车道前车的车距决定。 V_1 、 V_2 、 C_1 、 C_2 为模型优化系数, 根据 Helbing 和 Tilch 的结论 [20], 它们的最佳取值依此为 6.75m/s、7.91m/s、0.13m⁻¹、1.57。

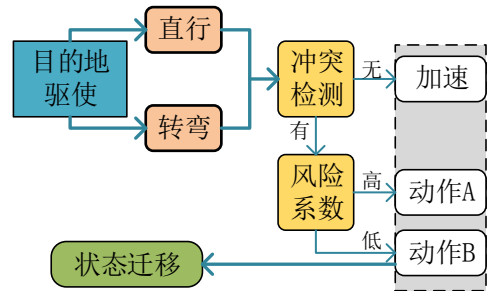


图5 交叉口决策流程

Fig.5 Decision process of the intersections

3.2 交叉口决策流程

自主车辆进入路口后的决策流程图, 如图5所示。首先检测冲突, 若不存在冲突, 自主车辆可加速通过该区域。否则, 计算风险系数, 根据系数值大小选择动作进行状态迁移。

当自主车辆通过交叉口时, 可能面临以下几种情况(每种情况对应的状态迁移如图6):

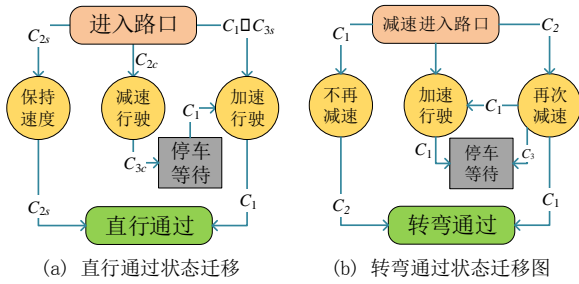


图 6 交叉口状态迁移示意图

Fig.6 State transition diagram of the intersections((a) state transition diagram of going straight ;(b) state transition diagram of turning)

- 1、不存在潜在冲突，表示 C_1 (C_2 表示存在潜在冲突)；
- 2、存在较低风险的潜在冲突且本车先达冲突点， C_{2s} 表示；
- 3、存在较低风险的潜在冲突且冲突车辆先达冲突点， C_{2c} 表示；
- 4、存在较高风险的潜在冲突且本车先达冲突点， C_{3s} 表示；
- 5、存在较高风险的潜在冲突且本车后达冲突点， C_{3c} 表示。

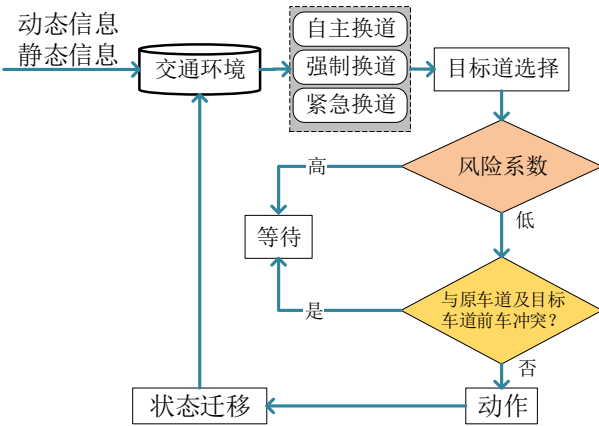


图 7 三车道换道流程

Fig.7 Decision process of lane-changing in the three-lane

3.3 换道决策流程

换道流程图如图 7，三车道换道过程中，首先产生换道动机，然后选择换道的目标车道，最后根据风险系数进行状态迁移。

3.3.1 换道动机

本文根据追求速度和追求空间两种主要诱因讨论了自主换道的动机如何产生。

1) 追求速度：为判断追求空间而换道的动机是否成立，引入车头时距 THW [22] 概念，定义如下：

$$THW = d_r / v_{self} \quad (9)$$

其中 d_r 为相对距离， v_r 表示跟驰状态下两车速度差。当 $THW > 1.7$ 时，后车仍处于追赶状态故不存在空间障碍 [23]。

2) 追求空间：研究自主车辆为优化速度而换道时，存在如何量化目标车道速度优势的难点，文献 [18] 中基于平均速度表示两车道速度优势。但此方法需要观测某一截断面的所有车辆运动速度并求算术平均值，存在计算量大的问题。由 greenshields 模型可知，车流速度与车流密度成线性关系，如下：

$$v_{self} = v_f (1 - k/k_j) \quad (10)$$

其中 v_f 代表畅行速度， k 代表车流密度， k_j 代表堵塞密度，本文假定两条车道的 v 、 v_f 、 k_j 一致。

原车道车流密度 k_o 和目标车道的车流密度 k_t 之比 P_{speed} 量化目标车道速度优势，如下：

$$P_{speed} = k_o/k_t \quad (11)$$

当 $P_{speed} > 0$ ，可能产生为优化速度而换道的动机。

3.3.2 目标车道

如果自主车辆在中间车道，选择能使行驶效益最大化的一方作为目标车道，否则选择相邻车道。定义车道行驶效益 f 如式：

$$f = (\gamma, \mu, t, v, \Delta v) \quad (12)$$

γ 代表前往目的地的方便程度， μ 表示车道能为自主车道提供的插入间隙， t 表示换道等待时间， v 表示车道平均速度， Δv 表示车辆与该车道前车速度差。

4 实验

本文围绕智能驾驶决策系统实现了本文提出的交通状态机模型及动态路径算法。为了验证算法的有效性和高效性，应用 Unity3D 引擎实现了不同场景的决策仿真结果，最后对本方法进行了性能分析。实验中采用长度为 300 米的三车道，车长取 4.5 米，车宽取 2 米，横向位移时间取 2s。对无人决策系统的模拟包括以下三个阶段：

- 1) 在意识区域内，根据智能车辆环境感应层和路径规划层检测发起动作的主观条件；
- 2) 在冲突区域内，由动态目标路径算法计算动态环境下，动作发出后可能带来的风险系数；
- 3) 决策系统参考风险系数，基于交通状态机做出决策并发起动作。

4.1 实验

实验 1. 交叉口冲突避免. 本实验模拟交叉口冲突区域冲突避免问题，着重对 A、B 两车基于交通状态机

和动态目标路径算法的状态转化情况进行仿真。A车与B车进入意识区域后，假设可以获取其他车辆物理状态，以进行冲突检测，如图8(a)和图8(e)。假设A车与B车存在潜在冲突，实验分两个场景：

场景一：模拟直行B车先于左转A车到达冲突点，两车的动作选择。A车与B车通过动态目标路径算法计算潜在冲突的风险系数值并采取决策，如图

图8(b)。A车减速避让，B车匀速通过，如图8(c)。图8(d)表示冲突避免成功。

场景二中：模拟左转A车先于B车到达冲突点，根据算法，A车减速慢行，B车先减速驾驶，邻近冲突点时停车避让，最后冲突避免成功如图8(h)所示。

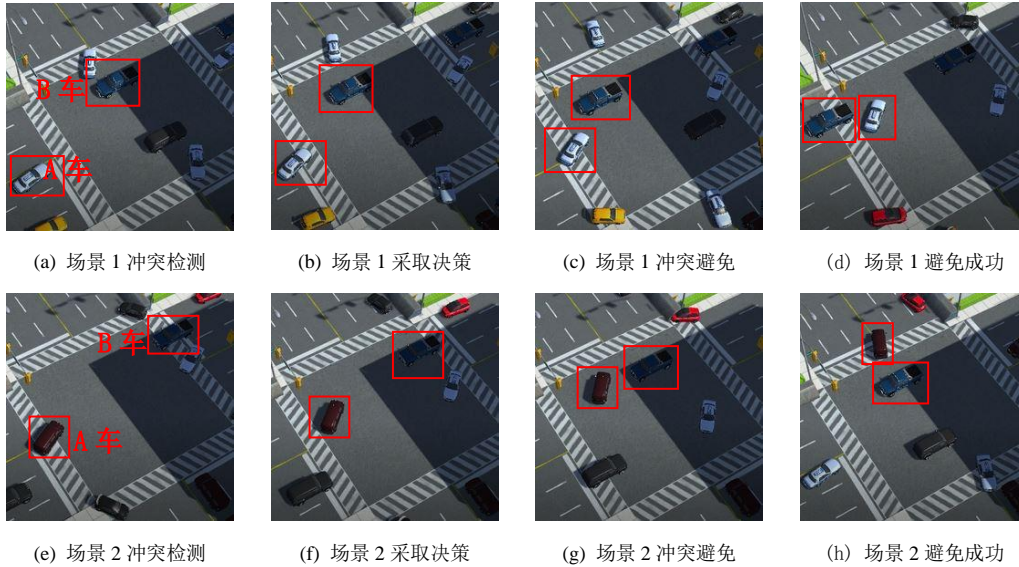


图8 交叉口冲突避免仿真实验

Fig.8 Simulation experiment of collision avoidance at intersections ((a)、(e) collision detection;(b)、(f) take decisions; (c)、(g) collision avoid;(d)、(h) successfully avoided)

实验2. 紧急换道. 模拟紧急情况下，车辆换道的过程。如图9所示，A车为警车，B车及C车为自主车辆。在场景中警车进入了B车和C车的意识区域后，警车的动作状态和运动轨迹由系统预先指定。自主车辆将警车视为动态障碍物，在保证安全的前提下以最短的时间完成让道动作。如图9(a)所示，B、C车感知到后有车需要及时让道。当B、C车让道完成后，将返回原车道，如图9(b)所示。

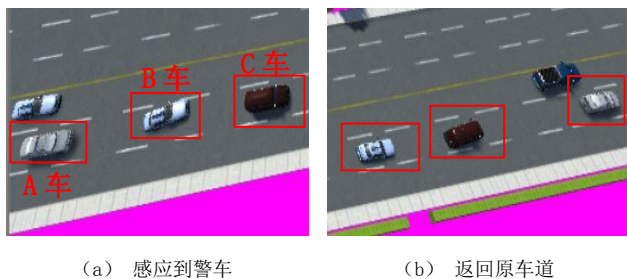


图9 紧急换道仿真实验

Fig.9 Simulation experiment of the urgent Lane-changing ((a) sensing a police car;(b) returning to the original lane)

实验3. 强制换道. 模拟车辆为前往目的地而换道的过程。如图10所示，红车为自主车辆，为到达目的地，路径规划层发出下一个路口左转指令。当自主车辆到达预路口时，根据实时交通状态调整驾驶状态，等待换道时机，如图10(a)所示。当满足换道的客观条件后执行换道动作，如图10(b)。

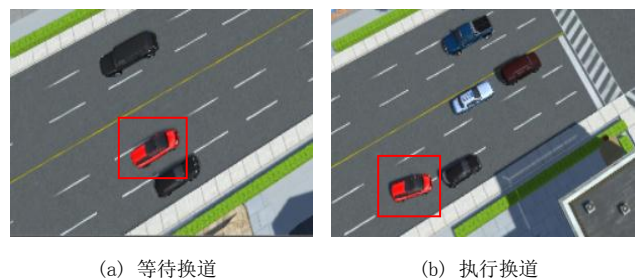


图10 强制换道仿真实验

Fig.10 Simulation experiment of the compulsory Lane-changing ((a) waiting for changing lanes; (b) changing lanes)

实验4. 自主换道. 模拟车辆为优化速度而换道的场景。在场景一和场景二中分别模拟了晴天时换道和

雾天时换道的场景。设定场景一中内车道、中间车道及外车道的车辆平均速度分别为 50km/h、60km/h、70km/h。对应的场景二的平均速度分别设定为 30km/h、40km/h、50km/h。假设实验初始时自主车辆就满足了换道的主观条件。

表 1 表示自主车辆换道过程中的速度，晴天时，自主车辆在第 0.6s 时开始换道，第 3.6s 时换道完成，换道决策时延为 0.6s。换道后，速度从换道前的 60km/h 提高到 70km/h，雾天时，自主车辆在第 2s 时开始换道，第 5.5s 时换道完成，决策时延长到 0.82s。考虑雾天的影响，为避免目标后车追尾，在与前车保证临界跟车距离的前提下，基于全速度差连续跟驰模型适当提速到 45km/h，并行驶一段距离，增大与目标车道后车距离。图 11(a) 和图 11(b) 分别是晴天和雾天时的实验仿真场景，由图 11(b) 可以看出，自主车辆红车在雾天换道时，切入点离目标车道后车距离更远。

表 1 不同天气下的速度变化

Table 1 Velocity variation in different weather

	晴天	雾天
初始速度 (km/h)	60	40
换道时速度 (km/h)	60	45
换道后速度 (km/h)	80	50
换道时间 (s)	0.6	2
换道时与目标后车间距 (m)	6.4	11.2



(a) 晴天时换道

(b) 雾天时换道

图 11 自主换道仿真实验

Fig.11 Simulation experiment of the voluntary Lane-changing ((a) changing lanes on a sunny day; (b) changing lanes in fog)

4.2 讨论

实时性是无人决策系统重要的指标，我们设定不同的程序迭代时间间隔，得到评估风险系数所需的时间，如表 2。在评估过程中，程序将假设周围车辆保持恒速。所以迭代间隔的增加会导致在评估过程中对周围车辆恒速的假设时间增长，降低对周

围车辆驾驶状态改变的敏感性，从而降低风险系数评估的准确性。但是当设置时间间隔为 0.1s 时，此时车辆速度改变对准确性的影响较小，且 0.098s 的评估时间能满足自动驾驶车辆规划时间低于 200ms 的要求。

表 2 风险系数评估时效

Table 2 Risk coefficient evaluation limitation

迭代间隔 (s)	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
评估时间 (s)	0.098	0.071	0.052	0.049	0.047

为更好地验证本文方法对驾驶效益的提高，我们将仿真数据与实测数据进行对比，分析了不同车辆密度下的车流量变化，如图 12。由实验表明仿真时饱和流量为 0.6，高于实测时的 0.54，且较于实测数据，仿真达到饱和时的车流密度更大。我们将某路段高峰期和普通时期内、外、中三个车道的换道率与我们实验仿真结果进行对比，对比结果如表 3 所示。可以看出我们的仿真有助于换道率的提高，尤其是高峰时期，车流密度较大，本文方法优势更加明显。

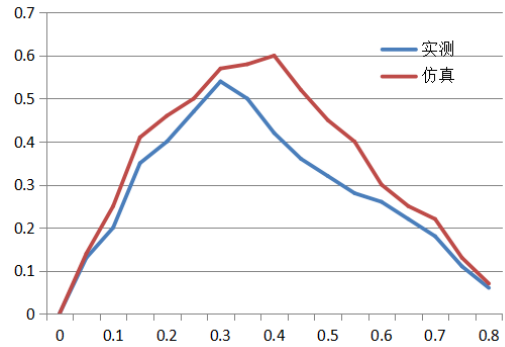


图 12 车流密度与车流量的关系

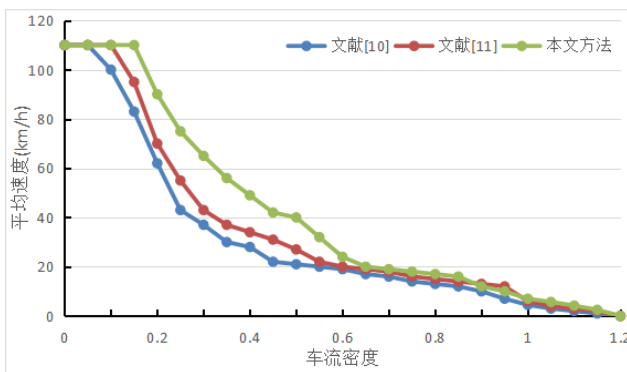
Fig.12 The relationship between vehicle density and vehicle flowrate

表 3 换道率的比较

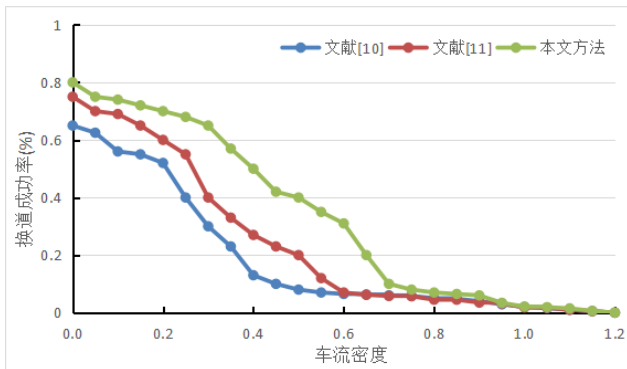
Table 3 The comparison of change rate

		换道率 (%)		
		内车道	中车道	外车道
高峰期	实测结果	4.5	7.8	14.3
	仿真结果	7.2	13.54	20.62
普通期	实测结果	7.5	12.8	20.73
	仿真结果	9.21	15.13	22.5

我们将本文提出的模型与文献[10]和文献[11]中的模型进行对比。图 13(a)表示车流密度(ρ_0)增加对三种模型平均速度的影响。当 $0 \leq \rho_0 < 0.2$, 交通流处于自由流状态。此时, 车辆之间距离较大, 相互作用较小, 三种模型对平均速度的作用较小。随着车流密度的增大, 换道行为会给原车道后车和目标车道后车带来降低速度的影响。由对比可知, 当 $0.2 \leq \rho_0 \leq 0.6$ 时, 本文模型的平均速度最高分别提升了 32 km/h 和 22 km/h。当 $\rho_0 > 0.6$, 造成拥挤时, 换道行为给交通流带来的影响较小。图 13(b)表示随着车流密度增加, 三种模型换道成功率的变化。尽管密度较小时, 三种模型的差异不大, 随着密度的增加, 我们的方法较于另外两个模型, 可以最高分别提升 37%和 25%。



(a)车流密度与平均速度的关系



(b)车流密度与换道成功率的关系

图 13 三种模型的对比

Fig.13 The comparison of three models ((a) The relationship between vehicle density and average velocity; (b) The relationship between vehicle density and the success rate of lane-changing)

5 总结

随着人工智能算法的不断完善, 自动驾驶与无人系统逐渐吸引着研究者的兴趣。交通系统中存在

的复杂非线性关系, 降低了自动驾驶的真实性和安全性。针对现有研究的不足, 本文展开了以下工作: 以智能汽车决策系统为研究对象, 构建适于无人系统的交通状态机模型。针对交通动态特性, 提出了计算风险系数的动态目标路径算法。深入探讨了交叉口冲突避免问题和基于不同动机的换道行为。并基于冲突时间提出了动态临界跟车距离, 降低跟车过程中速度的影响。最后通过仿真实验证明了方法不仅安全可行, 还可以增加车流量, 提高道路通行能力。但是本文仍然存在不足性: 忽略了车辆类型、运动轨迹、道路宽度给决策带来的影响。我们将为在以后的工作中对现在的缺陷进行改进, 为自动驾驶决策系统提供更完善、更合理的依据。

参考文献:

- [1] Wang Minglei. Research on obstacle avoidance path planning and tracking control in autonomous navigation of intelligent vehicles[D]. Hefei University of Technology, 2013. (汪明磊. 智能车辆自主导航中避障路径规划与跟踪控制研究[D]. 合肥工业大学, 2013.)
- [2] Gipps P G. A model for the structure of lane-changing decisions[J]. Transportation Research Part B, 1986, 20(5):403-414.
- [3] Furda A, Vlacic L. Enabling Safe Autonomous Driving in Real-World City Traffic Using Multiple Criteria Decision Making[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2011, 3(1):4-17.
- [4] Gindele T, Jagszent D, Pitzer B, et al. Design of the planner of team AnnieWAY's autonomous vehicle used in the DARPA Urban Challenge 2007[C]// Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2008:1131-1136.
- [5] Ziegler J, Bender P, Schreiber M, et al. Making Bertha Drive—An Autonomous Journey on a Historic Route[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2014, 6(2):8-20.
- [6] Gong J, Xu Y, Lu C, et al. Decision-making model of overtaking behavior for automated driving on freeways[C]// IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety. IEEE, 2016.
- [7] Brechtel S, Gindele T, Dillmann R. Probabilistic decision-making under uncertainty for autonomous driving using continuous POMDPs[C]. Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17th.
- [8] Bouton M, Cosgun A, Kochenderfer M J. Belief state planning for autonomously navigating urban intersections[C]// Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2017:825-830.
- [9] Noh S, An K. Decision-Making Framework for Automated Driving in Highway Environments[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, PP(99):1-14.

[10] Chowdhury D, Wolf D E, Schreckenberg M. Particle hopping models for two-lane traffic with two kinds of vehicles: Effects of lane-changing rules[J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications*, 1997, 235(3-4):417-439.

[11] Jian Wang, JianXun Ding, Qin Shi, et al. Lane-changing behavior and its effect on energy dissipation using full velocity difference model[J]. *International Journal of Modern Physics C*, 2016, 27(02):1650013.

[12] Aki M, Rojanaarpa T, Nakano K, et al. Road Surface Recognition Using Laser Radar for Automatic Platooning[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(10):2800-2810.

[13] Garcia F, Martin D, Escalera A D L, et al. Sensor Fusion Methodology for Vehicle Detection[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2017, 9(1):123-133.

[14] Tomar R S, Verma S, Tomar G S. SVM Based Trajectory Predictions of Lane Changing Vehicles[C]// *International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks*. IEEE, 2011:716-721.

[15] Houenou A, Bonnifait P, Cherfaoui V, et al. Vehicle trajectory prediction based on motion model and maneuver recognition[C]// *Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, 2013:4363-4369.

[16] Woo H, Yonghoon J I, Kono H, et al. Lane-Change Detection Based on Vehicle-Trajectory Prediction[J]. *IEEE Robotics & Automation Letters*, 2017, PP(99):1-1.

[17] Xie G, Gao H, Qian L, et al. Vehicle Trajectory Prediction by Integrating Physics- and Maneuver-Based Approaches Using Interactive Multiple Models[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(7):5999-6008.

[18] Shaout A, Colella D, Awad S. Advanced Driver Assistance Systems - Past, present and future[C]// *Computer Engineering Conference*. IEEE, 2012:72-82.

[19] Jiang R, Wu Q, Zhu Z. Full velocity difference model for a car-following theory[J]. *Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys*, 2001, 64(1 Pt 2):017101.

[20] Helbing D, Tilch B. Generalized force model of traffic dynamics[J]. *Physical Review E*, 1998, 58(1): 133.

[21] Kiefer R J, Leblanc D J, Flannagan C A. Developing an inverse time-to-collision crash alert timing approach based on drivers' last-second braking and steering judgments[J]. *Accident Analysis and Prevention*, 2005, 37(2):295.

[22] Kondoh T, Yamamura T, Kitazaki S, et al. Identification of Visual Cues and Quantification of Drivers' Perception of Proximity Risk to the Lead Vehicle in Car-Following Situations[J]. *Journal of*

Mechanical Systems for Transportation & Logistics, 2008, 1(2):170-180.

[23] Ohta H. individual differences in driving distance headway.[C]// *vision in vehicles iv. proceedings of the fourth international conference on vision in vehicles, university of leiden, the netherlands, 27-29 august, 1991*. 1993:360-360.

第一作者简介:



范鑫淼, 1998 生, 女, 四川师范大学数字媒体技术专业本科生, 主要研究方向为计算机图形学、群体动画, 智能交通。E-mail: xinmiao829@foxmail.com

通信作者:



何武, 1983 生, 男, 副教授, 主要研究方向为计算机图形学、群体动画, 智能交通。E-mail: wuhe83@163.com

其他作者简介:

张梓培, 男, 四川师范大学数字媒体技术专业本科生, 主要研究方向为虚拟现实技术、图像处理。E-mail: atmfirefox@gmail.com

