

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2025.10.004

考虑地面附着系数的换道博弈策略研究

吴迪^{1,2}, 孙国照¹, 李维汉^{1,2}, 赵飞¹, 范少杰¹

(1. 合肥工业大学汽车与交通工程学院, 安徽合肥 230009; 2. 安徽省数字化设计与制造重点实验室, 安徽合肥 230009)

摘要:针对自动驾驶车辆的高速换道行为,文章提出一种考虑地面附着系数的换道博弈策略,以提高汽车换道的安全性和舒适性。首先,考虑附着系数建立换道博弈模型,设计车辆换道博弈策略,并利用纳什均衡进行求解;然后,基于五次多项式进行换道时的路径规划,并设计模型预测控制器,实现换道过程中的路径跟踪控制;最后,基于MATLAB和CarSim进行联合仿真验证。结果表明,文章所提出的考虑附着系数的换道博弈策略可以保证横向跟踪误差在0.1 m之内、侧向加速度在0.2g以内,有效提高了自动驾驶车辆的安全性和舒适性。

关键词:自动驾驶;换道;地面附着系数;博弈论;纳什均衡

中图分类号:U463.6;TP273

文献标志码:A

文章编号:1003-5060(2025)10-1317-08

Research on lane-changing game strategy considering road adhesion coefficient

WU Di^{1,2}, SUN Guozhao¹, LI Weihang^{1,2}, ZHAO Fei¹, FAN Shaojie¹

(1. School of Automobile and Traffic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Anhui Key Laboratory of Digital Design and Manufacturing, Hefei 230009, China)

Abstract: A lane-changing game strategy considering road adhesion coefficient is proposed for high-speed lane changing of autonomous vehicles, aiming to improve the safety and comfort of vehicle lane changing. Firstly, a lane-changing game model is established considering road adhesion coefficient, and a vehicle lane-changing game strategy is designed and solved using Nash equilibrium. Secondly, a fifth-degree polynomial is used for path planning during lane changing, and a model predictive controller is designed to achieve path tracking control during lane changing. Finally, joint simulations are conducted based on MATLAB and CarSim, and the results show that the proposed lane-changing game strategy considering road adhesion coefficient ensures a lateral tracking error within 0.1 m and a lateral acceleration within 0.2g. This effectively enhances the safety and comfort of autonomous vehicles.

Key words: autonomous driving; lane changing; road adhesion coefficient; game theory; Nash equilibrium

0 引言

自动驾驶汽车的发展一直是现代科技领域中备受瞩目的话题。近年来,随着科技的不断进步和创新,自动驾驶技术取得了巨大突破^[1]。

自动驾驶技术涵盖了感知、决策和运动控制这3个核心领域,其中决策技术作为自动驾驶系

统中的关键枢纽,负责将感知到的环境信息翻译成具体行动的决策过程。因此,为保证自身安全及道路的通行效率,合理有效的行为决策是智能系统在获取周围环境感知信息后的首要步骤。换道决策涉及与其他车辆的互动和协调,直接关系到交通安全、效率和流畅性,在高速驾驶环境下,则要求决策系统具有更高的精度和响应速度,以

收稿日期:2023-12-11;修回日期:2024-03-02

基金项目:安徽省中央引导地方科技发展专项资金资助项目(JZ2022AKKZ0409);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(PA2021GDSK0076)

作者简介:吴迪(1987—),男,安徽舒城人,博士,合肥工业大学讲师,硕士生导师,通信作者,E-mail:1125812253@qq.com.

应对高速车流迅速变化的情景和可能出现的紧急状况。因此,研究和开发的高速换道决策技术需要确保自动驾驶汽车在高速公路上能够在最短时间内做出科学决策,保障车辆和乘客的安全并提高交通流畅度。

1 换道行为分析

车辆换道是汽车行驶过程中常见的驾驶行为,为了达到更高的行驶效率或者更高的安全性等目的,驾驶员往往根据道路环境选择合适的时机进行换道。换道行为通常可以分为自主换道和强制换道^[2]。自主换道是指驾驶员为达到期望行驶条件产生的主观的非必要换道行为,如为达到更高的期望速度,且随时因外界车辆道路环境不适宜而取消换道。强制换道是指驾驶员因为交通道路等客观原因不得不选择换道,一般不会放弃换道意图,如前方道路施工、高速匝道合流等。

科学合理的换道决策可以提供更安全、顺畅和舒适的驾驶体验,对交通安全和交通效率至关重要。随着自动驾驶技术的不断进步,自动换道技术作为自动驾驶功能之一也在不断发展进步,当前自动驾驶车辆换道决策主要是基于模糊逻辑、支持向量机、强化学习等方法进行设计的。文献[3]基于模糊推理规则设计了自动换道决策模型,通过建立模糊规则判断是否换道,结果显示,系统作出的换道建议准确率较高;文献[4]通过分析影响自动驾驶车辆换道的因素,基于换道收益、换道安全性和换道容忍度建立自动换道决策支持向量机模型,结果表明,该模型的性能优于基于规则的换道决策模型;文献[5]对强化学习传统算法、经典算法和前沿算法在自动驾驶决策领域的应用进行了归纳总结和对比分析;文献[6]将换道决策与加速决策统一考虑,建立了可以更好利用目标间隙换道的模型。上述方法在换道决策方面取得了一定的成就,但仍存在一些局限性。例如:基于模糊推理的方法可能在复杂交通情境中表现得不够灵活;强化学习方法对硬件算力要求较高,实时性较差。为了弥补这些缺陷,学者们将博弈论引入自动驾驶决策领域,以实现更全面、智能的换道决策。文献[7]以车辆行驶状态为依据选择博弈对象,建立了基于两方博弈的车辆自动换道模型;文献[8]将多辆自主车辆的换道看作非合作博弈行为,并以本车行驶状态为博弈收益建立了换道模型,仿真结果表明该模型具有较高的车道利用率和安全性。

目前国内外学者对换道决策模型的研究多集中于车辆本身的行驶状态或车辆与车辆之间的交互,忽视了地面附着系数对车辆换道的影响,本文将综合考虑地面附着系数和交通环境对车辆换道的影响,并基于博弈换道模型,对自动驾驶车辆的高速换道策略进行研究。

2 基于博弈论的换道决策模型

2.1 博弈论概述

博弈论是研究决策制定和策略选择的数学理论,其研究对象是参与者之间的相互作用和决策行为,并通过定义各方的策略和收益函数来描述其决策过程。博弈论的要素一般包括参与者、策略、收益、均衡。在道路交通中,换道是驾驶者面临的重要决策问题之一。通过运用博弈论的思想,可以考虑驾驶者之间的相互作用和策略选择,使得换道决策更加科学合理。因此,基于博弈论的换道决策算法能够更好地解决交通拥堵和低效率问题,提高道路通行效率和驾驶者的出行体验。

2.2 换道需求分析

换道需求是根据目标车辆和所在车道前车相对速度和相对距离来判断的,汽车行驶示意图如图 1 所示。图 1 中:红色车辆 R 为目标车辆;绿色车辆 G 为目标车辆所在车道前方车辆;黄色车辆 Y 为目标车道前方车辆;绿色区域和红色区域分别采集 G 和 Y 的速度信息和位置信息。

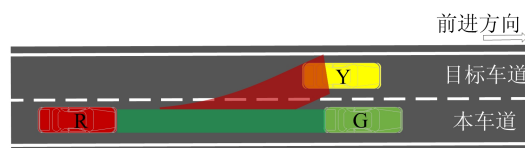


图 1 汽车行驶示意图

换道需求和换道条件判断如下:

$$S_{G-R} < S_M \quad (1)$$

$$v_{G-R} < v_M \quad (2)$$

$$S_{Y-R} > S_M \quad (3)$$

$$v_{Y-R} > v_M \quad (4)$$

其中: S_{G-R} 、 v_{G-R} 为车辆 R 与车辆 G 的相对距离和相对速度; S_{Y-R} 、 v_{Y-R} 为车辆 R 与车辆 Y 的相对距离和相对速度; S_M 、 v_M 为相对距离和相对速度的安全阈值。

若目标车辆采集数据满足式(1)或式(2),说明目标车辆有换道需求,若同时满足式(3)或式(4),说明目标车辆满足换道条件。

2.3 换道博弈模型

本文在换道博弈模型建立过程中,考虑其他车

辆不具备博弈决策功能,采用单体博弈模型,即博弈主体仅为目标车辆,根据后车行驶状态推测后车决策,目标车辆根据自身的各项收益和风险进行博弈,风险用负收益来表示。驾驶者的收益可以包括行车效率、行驶的舒适度以及安全性等因素。

2.3.1 安全收益

在自动驾驶汽车领域,安全的重要性不言而喻,自动换道过程中会涉及与其他车辆的交互,更应确保换道过程中目标车辆和其他车辆驾驶员的安全。

由于判断换道需求和判断换道可行性环节已经对所在车道前车和目标车道前车与目标车辆的相对距离及相对速度进行了评估,确定了所在车道前车和目标车道前车对目标车辆换道的安全性影响,因此,安全收益仅考虑目标车道后车对目标车辆的安全性影响。车辆换道示意图如图 2 所示,其中蓝色车辆 B 为目标车道后车。

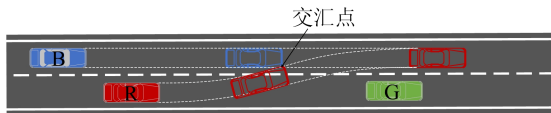


图 2 车辆换道示意图

假设目标车辆从本时刻开始换道,目标车道后车保持速度和加速度不变向前行驶,将两者未来路径交汇处称为“交汇点”,则两车可能在交汇点处发生碰撞,目标车辆到交汇点的时间定义为 T_R ,目标车道后车到交汇点的时间定义为 T_B ,两者之差 $\Delta T = T_R - T_B$ 即可表示换道碰撞安全程度。具体安全收益函数^[9]可表示为如下形式:

$$U_s = \begin{cases} -\infty, & \Delta T \leq 0; \\ \ln \frac{\Delta T}{T_M}, & 0 < \Delta T < T_M; \\ 0, & \Delta T \geq T_M \end{cases} \quad (5)$$

其中: ΔT 为碰撞时间差; T_M 为保证两车不相撞的安全时间阈值; U_s 为安全收益。

由式(5)可以看出安全收益为负收益, ΔT 越接近 T_M 安全收益越大, $\Delta T = T_M$ 时安全收益达到最大 0。

2.3.2 附着性能收益

地面附着系数是汽车行驶安全性的关键因素之一,在高速行驶或紧急转向时,良好的地面附着系数有助于维持车辆的稳定性,减小发生侧滑的风险,在雨天或湿滑路面,地面附着系数降低,容易导致打滑,影响车辆的操控性能。本文将预估换道过程中的最大侧向加速度与路面能提供的最大侧向加速度比值作为换道前附着性能收益的依

据,将车辆合成加速度与路面所能提供的最大加速度比值作为换道过程中附着性能收益依据,将附着性能收益设计如下:

$$a_{y\max} = \frac{\sqrt{(\mu F_z)^2 - F_x^2}}{m} \quad (6)$$

$$\hat{a}_y = \max(\dot{y}) \quad (7)$$

$$a_{\max} = \frac{\mu F_z}{m} \quad (8)$$

$$K = \begin{cases} \frac{\hat{a}_y}{a_{y\max}}, & \text{换道前;} \\ \frac{\sqrt{a_x^2 + a_y^2}}{a_{\max}}, & \text{换道后} \end{cases} \quad (9)$$

$$U_g = \begin{cases} 0, & K = 0; \\ \frac{1}{\ln K}, & 0 < K < 1; \\ -\infty, & K \geq 1 \end{cases} \quad (10)$$

其中: μ 为地面附着系数; F_x 、 F_z 分别为轮胎所受的纵向力和垂向力; m 为目标车辆质量; \dot{y} 为规划换道轨迹横向位移对时间的二阶导数; $a_{y\max}$ 为此时路面所能提供的最大侧向加速度; \hat{a}_y 为根据规划换道轨迹预估的最大侧向加速度,用作换道过程中最大侧向加速度的估计值; a_{\max} 为此时路面所能提供的最大加速度大小; K 为换道过程中加速度的利用率,利用率越大,汽车附着性能收益越低; U_g 为附着性能收益。

由式(10)可以看出附着性能收益也为负值, K 越接近 1,附着性能收益越小。

2.3.3 舒适性收益

高速公路一般较为平坦,因此侧向加速度是影响换道过程中舒适性的最主要因素,可将舒适性收益函数设计如下:

$$U_c = -|\Delta a_y| \quad (11)$$

其中: $\Delta a_y = a_t - a_{t-\lambda}$,即相邻测量步长侧向加速度的变化, t 为采样时间, λ 为仿真步长; U_c 为舒适性收益。舒适性收益也为负收益,侧向加速度变化越大则舒适性收益越低。

2.3.4 效率收益

车辆高速行驶时常常因为前车车速太低被迫减速或换道,导致行驶效率降低,效率收益与车辆行驶速度相关,行驶车速越接近期望车速效率收益越高,故将目标车辆车速与期望车速之差作为计算效率收益的因素。具体效率收益函数如下:

$$U_v = v_R - v_{\exp} \quad (12)$$

其中: v_R 为目标车辆车速; v_{\exp} 为期望车速; U_v 为效率收益。

2.3.5 总收益

考虑安全收益、附着性能收益、舒适性收益和效率收益,总收益计算如下:

$$U = k_1 U_s + k_2 U_g + k_3 U_c + k_4 U_v \quad (13)$$

其中: U 为总收益; k_1, k_2, k_3, k_4 分别为安全收益、附着性能收益、舒适性收益和效率收益的权重, $k_1 + k_2 + k_3 + k_4 = 1$ 。不同的权重分配可以代表不同的驾驶风格,本文选择比较保守的驾驶方式,令 $k_1 = 0.3, k_2 = 0.3, k_3 = 0.2, k_4 = 0.2$ 。

2.4 纳什均衡求解

在博弈论中,纳什均衡是指在一个博弈中,每个参与者都选择了一种纯策略,使得在已知其他参与者选择的策略后,没有一个参与者能够通过改变自己的策略来获得更好的结果。简而言之,纳什均衡是一种状态,任意一位参与者在其他所有参与者的策略确定的情况下,其选择的策略是最优的。在一个博弈中,如果每个参与者都选择了一个确定的策略,且没有人愿意改变自己的策略以获得更好的结果,那么就存在一个纯策略纳什均衡。纳什均衡在博弈理论中起到重要的作用,用于分析和预测参与者在各种竞争环境中可能做出的决策。

设博弈的一个纯策略组 $s^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ 。若 $\forall i, \forall s_i \in S_i, u_i(s_i^*, s_{-i}^*) \geq u_i(s_i, s_{-i}^*)$, 则称 s^* 为博弈的一个纯策略纳什均衡。两人非合作博弈的收益矩阵见表 1 所列。

表 1 博弈收益矩阵

策略	参与者 B		
	b_1	b_2	
参与者 A	a_1	$u_a(a_1, b_1), u_b(a_1, b_1)$	$u_a(a_1, b_2), u_b(a_1, b_2)$
	a_2	$u_a(a_2, b_1), u_b(a_2, b_1)$	$u_a(a_2, b_2), u_b(a_2, b_2)$

若矩阵中存在某个纯策略 (a_i, b_i) 使得式(9)成立,则称纯策略 (a_i, b_i) 为博弈的纯策略纳什均衡。

$$\begin{cases} u_a(a_i, b_i) > u_a(a, b_i), & \forall a \in S_a; \\ u_b(a_i, b_i) > u_b(a_i, b), & \forall a \in S_a \end{cases} \quad (14)$$

本文所研究的换道决策行为为纯策略博弈,目标车辆 R 只有换道和不换道 2 种决策,目标车道后车 B 只有接受和拒绝 2 种决策。换道博弈收益矩阵见表 2 所列。

表 2 换道博弈收益矩阵

策略	目标车道后车 B		
	Y(接受)	N(拒绝)	
目标车辆 R	C(换道)	$u_R(C, Y), u_B(C, Y)$	$u_R(C, N), u_B(C, N)$
	D(不换道)	$u_R(D, Y), u_B(D, Y)$	$u_R(D, N), u_B(D, N)$

假定目标车道后车保持速度和加速度不变,若目标车辆换道安全时间大于某一阈值,则目标车道选择接受换道,若安全时间小于某一阈值,则选择拒绝换道。计算目标车辆收益时,只需计算目标车辆决定换道后,目标车道后车选择接受和拒绝时的收益,即比较 $u_R(C, Y)$ 和 $u_R(C, N)$ 的大小,若 $u_R(C, Y) > u_R(C, N)$, 说明目标车辆换道时,目标车道后车接受换道总收益大于拒绝换道时的总收益,则 (C, Y) 为本次博弈的纳什均衡解,即目标车辆和目标车道后车的策略选择为(换道,接受),目标车辆进行换道操作,反之选择不换道。2 种情况下目标车辆收益计算如下:当目标车道后车拒绝换道时,本车安全收益、附着性能收益和舒适性收益均为 0,仅考虑效率收益。

$$u_R(C, Y) = k_1 U_s + k_2 U_g + k_3 U_c + k_4 U_v \quad (15)$$

$$u_R(C, N) = k_4 U_v \quad (16)$$

通过对博弈收益的分析,智能汽车可以根据当前道路条件和其他车辆的行为选择最优的换道策略,在保证安全性和舒适性的前提下提高行车效率。

目标车辆整体换道决策流程如图 3 所示。

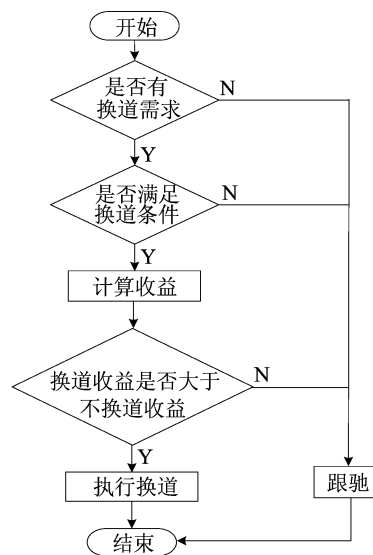


图 3 换道决策流程

3 路径规划及跟踪控制

3.1 基于五次多项式的路径规划

车辆换道过程中,需要规划一条平滑而安全的轨迹,以确保与其他车辆的安全距离,并有效完成换道操作。五次多项式规划能够产生平滑连续的轨迹,具有较好的可控性^[10],因此采用五次多项式对换道轨迹进行规划。

五次多项式及约束条件下:

$$Y_{(t)} = a_0 t^5 + a_1 t^4 + a_2 t^3 + a_3 t^2 + a_4 t + a_5 \quad (17)$$

$$Y_{(0)} = -2, \dot{Y}_{(0)} = 0, \ddot{Y}_{(0)} = 0;$$

$$Y_{(t_e)} = 2, \dot{Y}_{(t_e)} = 0, \ddot{Y}_{(t_e)} = 0 \quad (18)$$

其中: $a_0 \sim a_5$ 为待定系数; Y 为大地坐标系下目标车辆的纵向坐标; t_e 为目标车辆从起始车道到目标车道的换道时间。

联立式(17)和式(18)并进行简化可得:

$$Y_{(t)} = \frac{y_e}{t_e^5} (6t^5 - 15t_e t^4 + 10t_e^2 t^3) - 2 \quad (19)$$

其中: y_e 为换道目标车道的纵向位移, $y_e = 4$; t_e 为换道时间, 可根据换道距离和车速求出 $t_e = x_e / v_R$ 。

假设换道过程车速不变且车辆横摆角 φ 角度变化较小, 则

$$\varphi \approx \tan \varphi = \frac{dY}{dX} \quad (20)$$

根据已知参数化简可得:

$$\begin{cases} Y_{(t)} = \frac{24}{t_e^5} t^5 - \frac{60}{t_e^4} t^4 + \frac{40}{t_e^3} t^3 - 2, \\ \varphi_{(t)} = \frac{120}{t_e^5} t^5 - \frac{240}{t_e^4} t^4 + \frac{120}{t_e^3} t^3 \end{cases} \quad (21)$$

所求五次多项式规划轨迹曲线如图 4 所示。

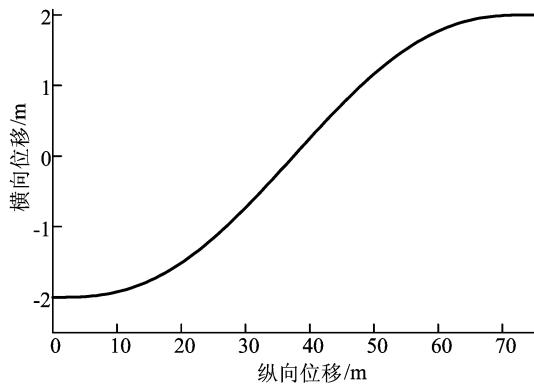


图 4 五次多项式轨迹曲线

3.2 基于模型预测的路径跟踪控制器

换道过程中, 在规划合理路径的基础上, 还需要对车辆进行动态控制, 使其按照规划的路径进行跟踪。模型预测控制 (model predictive control, MPC) 可以应用于换道车辆的动态控制, 在综合考虑车辆的动力学特性、操纵输入的限制以及与其他车辆的安全距离等因素的基础上, 通过不断优化控制输入, MPC 可以实现精确的轨迹跟踪和动态控制, 提高换道过程的稳定性和安全性,

其原理^[11]如图 5 所示。

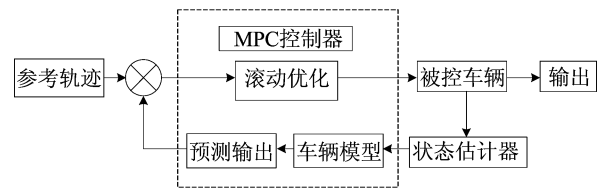


图 5 MPC 原理框图

动力学模型主要用作模型预测控制器的预测模型。为了减少控制算法的计算量, 需要在准确描述车辆动力学过程的基础上进行简化, 理想化模型如图 6 所示。该模型忽略了车辆的垂向运动, 主要关注车辆沿 x 轴和 y 轴的平动以及绕 z 轴的转动。

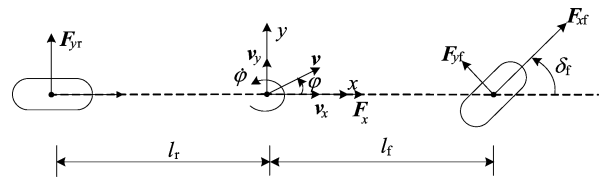


图 6 车辆横摆动力学模型示意图

根据牛顿力学定律, 可以得到三自由度车辆横摆动力学微分方程:

$$\begin{cases} \dot{v}_x = v_y \dot{\varphi} + \frac{F_x}{m}, \\ \dot{v}_y = -\dot{\varphi} v_x + \frac{1}{m} (F_{yf} \cos \delta_f + F_{yr}), \\ \ddot{\varphi} = \frac{1}{I_z} (l_f F_{yf} \cos \delta - l_r F_{yr}) \end{cases} \quad (22)$$

其中: F_x 为轮胎受到横、纵向力在车体坐标系 x 轴上的合力; φ 为车辆横摆角; v_x 、 v_y 分别为车体坐标系下的质心纵向速度和侧向速度; I_z 为车辆绕 z 轴的转动惯量; l_f 、 l_r 分别为车辆质心到前、后轴的距离; F_{yf} 、 F_{yr} 分别为作用在车辆前轴和后轴上的轮胎侧向力的合力。

4 仿真结果与分析

基于 CarSim、MATLAB 建立高速换道博弈决策模型, 通过联合仿真对博弈换道决策算法进行仿真验证, 并在相同场景下对不同附着系数路面仿真结果进行对比。具体仿真场景设计如下: 为使目标车辆从较安全的距离接近前车, 并产生换道需求, 目标车辆所在车道上的前车 G 速度为 60 km/h, 与目标车辆的距离为 120 m; 目标车道前方车辆 Y 的速度为 100 km/h, 与目标车辆相距 100 m; 目标车道前方车辆与本车的相对速度

和相对距离可以为目标车辆换道提供换道条件。为了保证换道过程中的安全性和舒适性,目标车辆换道距离设计为 90 m。换道仿真场景如图 7 所示,其中红色车辆 R 为控制换道车辆。具体仿真参数见表 3 所列。

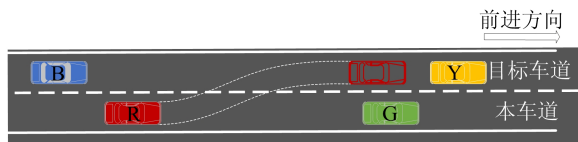
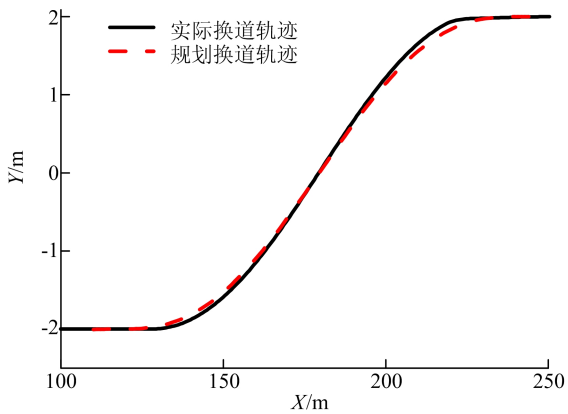


图 7 换道仿真场景图

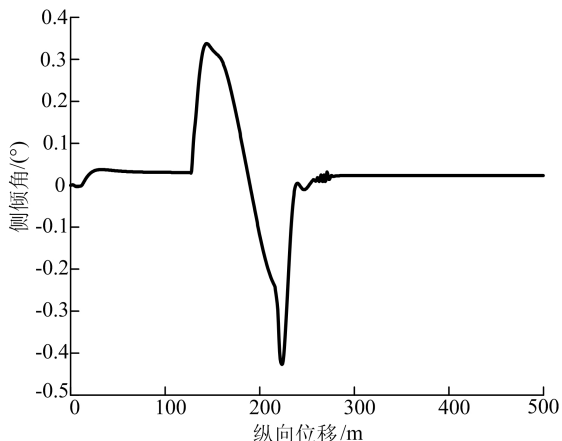
表 3 仿真场景参数

参数	数值
车道宽度/m	4
换道距离/m	90
目标车辆车速/(km/h)	90
本车道前车车速/(km/h)	60
与本车道前车初始相对距离/m	120
目标车道前车车速/(km/h)	100
与目标车道前车初始相对距离/m	100
仿真时间/s	20

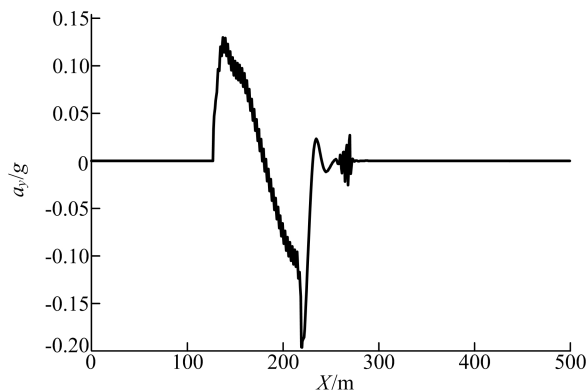
正常干燥路面(路面附着系数为 0.70)的仿真结果如图 8 所示。



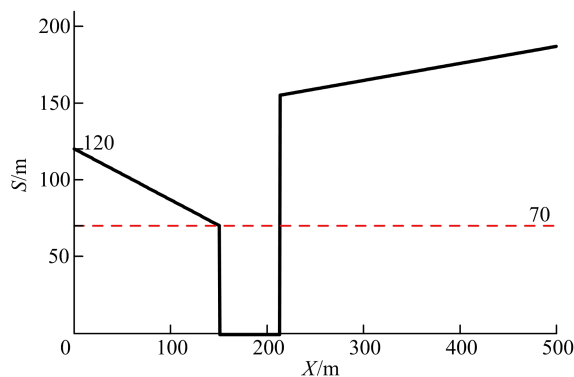
(a) 目标车辆规划轨迹及换道轨迹



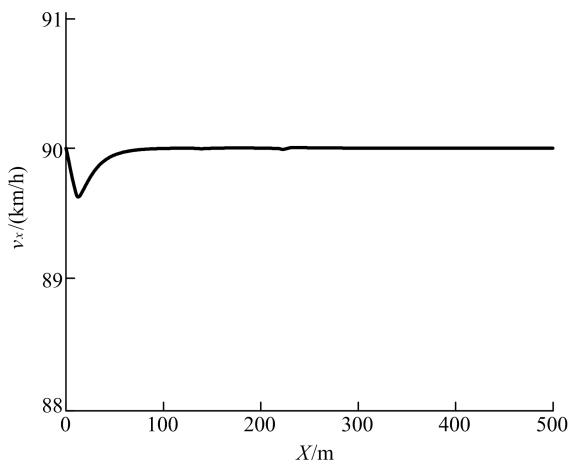
(b) 目标车辆侧倾角



(c) 目标车辆侧向加速度



(d) 目标车辆与前车距离



(e) 目标车辆车速

图 8 正常干燥路面(路面附着系数为 0.70)的仿真结果

图 8a 所示为换道规划轨迹与实际轨迹的对比;图 8b 所示为换道过程中目标车辆侧倾角的变化情况;图 8c 所示为目标车辆侧向加速度的变化情况;图 8d 所示为目标车辆与前车的距离;图 8e 所示为仿真过程中目标车辆的车速。

由图 8a 可知,目标车辆能较好地跟踪规划轨迹并完成换道,表明换道决策、轨迹规划和控制模块的协同运作是准确且合理的,验证了算法的可行性。

车辆侧倾角和侧向加速度是换道过程中对安全性和舒适性的重要评价指标,由图 8b 和图 8c

可知,换道过程中目标车辆侧倾角在 0.5° 以内,侧向加速度保持在 $0.2g$ 以内,表明车辆在换道过程中有较高的安全性和舒适性。

由图 8d 可知,目标车辆与前车的相对距离从 120 m 逐渐减少,当距离降至 70 m 左右时,进行换道决策并开始换道;与前车距离为 -1 代表正在换道,换道完成后目标车辆前车变为目标车道前车,这种动态的决策响应表明算法对于实时交通状况的感知与处理能力,能够及时作出合理的决策以确保行车安全。

由图 8e 可知,目标车辆的车速基本维持在期望车速 90 km/h,说明算法在进行换道操作的同时保证了通行效率。

为了比较不同附着系数下的换道决策情况,在上述仿真场景中,加入雨天湿滑路面的仿真场景,路面的附着系数设置为 0.35。雨天湿滑路面的仿真结果如图 9 所示。

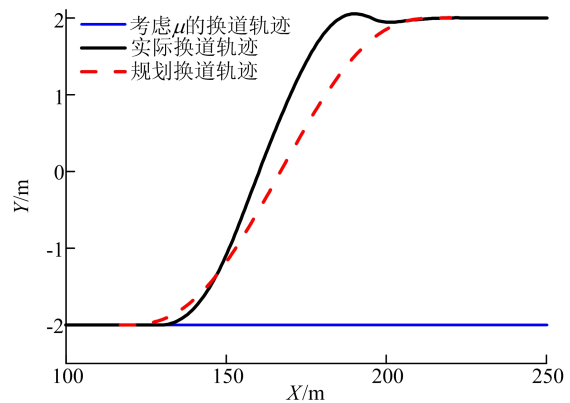
加入考虑附着性能收益和未加入附着性能收益的行驶轨迹对比如图 9a 所示;预估最大侧向加速度利用率如图 9b 所示;未加入附着性能收益时换道过程中目标车辆侧向加速度变化情况如图 9c 所示;2 种附着系数下实际换道轨迹与规划轨迹的横向跟踪误差如图 9d 所示。

由图 9a 可知,换道决策未考虑路面附着系数时,在附着系数为 0.35 的路面条件下作出换道决策,换道过程中会出现操控失稳现象,目标车辆未能很好地跟踪目标轨迹,这表明在低附着系数的路面上,车辆无法维持足够的横向稳定性,这种情况下进行换道可能会带来潜在危险;当换道决策考虑路面附着系数时,该场景下作出不换道决策,这表明附着性能收益影响了车辆的换道决策,在附着系数较低的路面条件下,车辆更倾向于选择保持当前车道行驶,保证了目标车辆的安全性和舒适性。

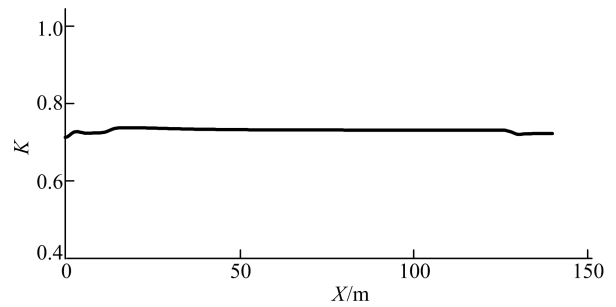
由图 9b 可知,雨天湿滑路面条件下预估的最大侧向加速度利用率均值为 0.73 左右,这表明此时换道车辆会存在一定的安全隐患。

由图 9c 可知,换道过程中侧向加速度最大值已经超过了 $0.3g$,远大于舒适性要求的 $0.2g$,因此考虑附着系数时作出不换道决策是合理的。

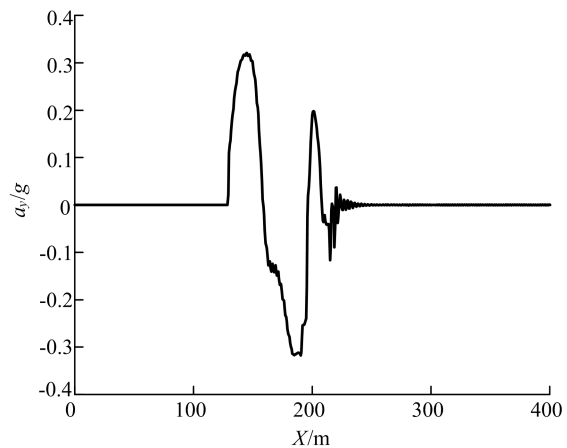
由图 9d 可知: $\mu=0.70$ 时横向跟踪误差在 0.1 m 之内,说明换道的跟踪效果比较好;而 $\mu=0.35$ 时最大横向跟踪误差接近 0.8 m,此时选择换道车辆很可能面临失控的风险,因此不换道是合理的决策。



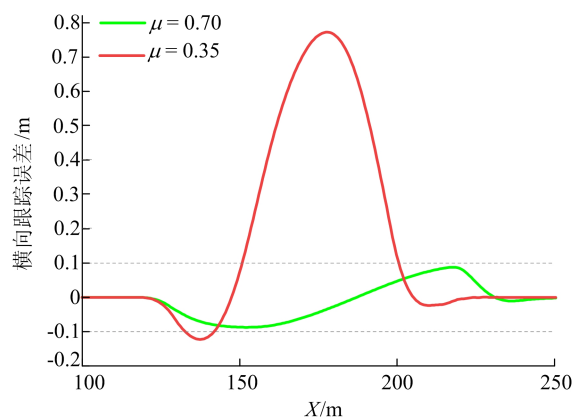
(a) 目标车辆2种决策的轨迹



(b) 预估最大侧向加速度利用率



(c) 目标车辆侧向加速度



(d) 2种附着系数下换道横向跟踪误差

图 9 雨天湿滑路面的仿真结果

5 结 论

1) 本文在对换道行为分析的基础上,设计了考虑路面附着系数的博弈论换道决策模型,考虑换道过程中的行车安全性、舒适性及行车效率,设计其收益函数,并基于纳什均衡进行求解。

2) 基于五次多项式进行了车辆换道时的路径规划,并设计了基于 MPC 的轨迹跟踪控制器。基于 CarSim 和 MATLAB 进行联合仿真,结果表明,相较于基于模糊逻辑的决策方法,本文所提方法可以有效提高自动驾驶车辆在换道过程中的安全性、舒适性及行车效率。

3) 本文只考虑了目标车辆的收益-风险博弈,后续将对自动驾驶车辆换道博弈决策行为进一步研究,考虑周围车辆的多对象复杂博弈,以提高其对复杂交通环境的适应性。

[参 考 文 献]

- [1] 李克强,戴一凡,李升波,等. 智能网联汽车(ICV)技术的发展现状及趋势[J]. 汽车安全与节能学报,2017,8(1):1-14.
- [2] 曲大义,黑凯先,郭海兵,等. 车联网环境下车辆换道博弈行为及模型[J]. 吉林大学学报(工学版),2022,52(1):101-109.

- [3] BALAL E, CHEU R L, SARKODIE-GYAN T. A binary decision model for discretionary lane changing move based on fuzzy inference system[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2016, 67: 47-61.
- [4] LIU Y, WANG X, LI L, et al. A novel lane change decision-making model of autonomous vehicle based on support vector machine[J]. IEEE Access, 2019: 26543-26550.
- [5] 金立生,韩广德,谢宪毅,等. 基于强化学习的自动驾驶决策研究综述[J]. 汽车工程, 2023, 45(4): 527-540.
- [6] TOLEDO T, KOUTSOPOULOS H N, BEN-AKIVA M. Estimation of an integrated driving behavior model [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2009, 17(4): 365-380.
- [7] 陈华. 基于博弈论的自动驾驶车辆协同换道分析[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2025, 49(1): 42-46.
- [8] 黑凯先,曲大义,郭海兵,等. 网联混合车流车辆换道博弈行为及模型[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(6): 2495-2501.
- [9] 李雨涵. 基于博弈论的智能车辆换道行为决策研究[D]. 重庆:重庆理工大学, 2022.
- [10] 牛国臣,李文帅,魏洪旭. 基于双五次多项式的智能汽车换道轨迹规划[J]. 汽车工程, 2021, 43(7): 978-986.
- [11] 龚建伟. 无人驾驶车辆模型预测控制[M]. 北京:北京理工大学出版社, 2014: 27.

(责任编辑 胡亚敏)

(上接第 1301 页)

- [5] LI Y, MA Y, LICHTFOUSE E, et al. In situ electrochemical synthesis of graphene-poly (arginine) composite for *p*-nitrophenol monitoring[J]. Journal of Hazardous Materials, 2022, 421: 126718.
- [6] GENG S, LIN S M, LIU S G, et al. A new fluorescent sensor for detecting *p*-nitrophenol based on β -cyclodextrin-capped ZnO quantum dots [J]. RSC advances, 2016, 6(89): 86061-86067.
- [7] FANG J, ZHUO S, ZHU C. Fluorescent sensing platform for the detection of *p*-nitrophenol based on Cu-doped carbon dots [J]. Optical Materials, 2019, 97: 109396.
- [8] XIONG S, MARIN L, DUAN L, et al. Fluorescent chitosan hydrogel for highly and selectively sensing of *p*-nitrophenol and 2,4,6-trinitrophenol[J]. Carbohydrate Polymers, 2019, 225: 115253.
- [9] LI J, ZHU J J, XU K. Fluorescent metal nanoclusters: from synthesis to applications [J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2014, 58: 90-98.
- [10] CHEN L Y, WANG C W, YUAN Z, et al. Fluorescent gold nanoclusters: recent advances in sensing and imaging [J]. Analytical Chemistry, 2015, 87(1): 216-229.
- [11] SHANG L, XU J, NIENHAUS G U. Recent advances in synthesizing metal nanocluster-based nanocomposites for application in sensing, imaging and catalysis [J]. Nanotoday, 2019, 28: 100767.

- [12] SHANG L, DONG S, NIENHAUS G U. Ultra-small fluorescent metal nanoclusters: synthesis and biological applications [J]. Nanotoday, 2011, 6(4): 401-418.
- [13] ZHANG L, WANG E. Metal nanoclusters: new fluorescent probes for sensors and bioimaging [J]. Nanotoday, 2014, 9(1): 132-157.
- [14] MEI J, LEUNG N L, KWOK R T, et al. Aggregation-induced emission: together we shine, united we soar! [J]. Chemical Reviews, 2015, 115(21): 11718-11940.
- [15] ZHANG B, CHEN J, CAO Y, et al. Ligand design in ligand-protected gold nanoclusters [J]. Small, 2021, 17(27): 2004381.
- [16] CHANG H, KARAN N S, SHIN K, et al. Highly fluorescent gold cluster assembly [J]. Journal of the American Chemical Society, 2020, 143(1): 326-334.
- [17] HALAWA M I, LI B S, XU G J, et al. Novel synthesis of thiolated gold nanoclusters induced by lanthanides for ultrasensitive and luminescent detection of the potential anthrax spores' biomarker [J]. ACS Appl Mater Interfaces, 2020, 12(29): 32888-32897.
- [18] HILDEBRANDT N, SPILLMANN C M, ALGAR W R, et al. Energy transfer with semiconductor quantum dot bioconjugates: a versatile platform for biosensing, energy harvesting, and other developing applications [J]. Chemical Reviews, 2017, 117(2): 536-711.

(责任编辑 吴亮)