

基于风险建模的变曲率匝道自动驾驶轨迹规划方法

柴 晨¹, 曾宪明², 刘 韬¹

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 菜鸟网络, 浙江 杭州 311100)

摘要: 变曲率匝道曲率不固定、平面布局多样, 是自动驾驶面临的复杂道路场景。提出了一种考虑“车-路”耦合风险的换道算法, 用以优化变曲率匝道上换道轨迹的安全性。算法以五次多项式为基础建立候选换道轨迹集, 综合风险、效率和舒适性指标构建代价评估函数, 实时执行代价最低的轨迹。算法在直接汇入式和并行布置式加速车道布局下进行了仿真测试, 结果表明在保证效率的前提下, 车辆间的冲突风险程度在加速车道直接汇入式和并行布置式两种布局下分别降低 13.9% 和 12.6%, 可以改进自动驾驶轨迹在复杂驾驶场景的安全性。

关键词: 自动驾驶; 车道变换; 变曲率; 轨迹规划; 风险场; 安全优化

中图分类号: U491.2

文献标志码: A

Trajectory Planning for Autonomous Vehicles on Ramp Scenarios with Gradual Curves Based on Risk Modeling

CHAI Chen¹, ZENG Xianming², LIU Tao¹

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Shanghai 201804, China; 2. Cainiao Network, Hangzhou 311100, China)

Abstract: Ramp scenarios with gradual curves challenge the autonomous vehicles because of their irregular curvatures, diverse planar layouts, and multidimensional vehicle conflicts. This paper presents an algorithm based on the coupled "vehicle-road" risk to increase the safety of lane-changing on ramps with gradual curves. The quintic polynomial is adopted to construct a set of candidate lane-changing trajectories. The cost function is developed by risk, efficiency, and comfort indicators. Simulation tests under parallel continue curved and tapered continue curved ramps show that the proposed model improved safety performance by 13.9 % and 12.6 % under the two ramp configurations compared to earlier lane-changing

algorithms based on collision detection and rule-based risk evaluation. These results showed the proposed algorithm can be applied to complicated driving scenarios to increase the trajectory safety of autonomous vehicles.

Keywords: autonomous vehicle; lane changing; changing curvature; trajectory planning; risk field; safety optimization

自动驾驶的换道能力在变曲率道路环境下存在挑战^[1]。道路设计中, 水平线形通常以直线—缓和曲线—圆曲线—缓和曲线—直线作为基本的线形组合, 曲率的变化率保持连续, 而曲率存在变化。变曲率道路约束了车辆的动力性能, 平曲线的曲率和曲率变化率使得自动驾驶速度低于道路的设计和运行速度, 提高了换道风险。城市快速路的曲率半径通常以满足人类驾驶车辆安全舒适通行需求设置, 根据《公路路线设计规范文件》设计速度为 80 km·h⁻¹ 时道路的曲率半径一般值为 400 m^[2]。GARCÍA 等人通过实车测试自动驾驶系统在 80 km·h⁻¹ 时的建议曲率半径为 341 m, 以防止车辆频繁脱离自动驾驶, 进而造成不适与危险的驾驶操作^[3-4]。研究表明在变曲率道路环境下, 自动驾驶车辆相对于人工驾驶车辆会在小曲率半径时保持较高的行驶速度^[5], 自动驾驶轨迹规划的曲线拟合时间与误差会随着曲率半径减小而增加^[6]。较低的速度将显著影响车辆间的速度差, 并增加自动驾驶在换道时面临的碰撞风险^[7]。

作为自动驾驶的关键能力, 换道轨迹规划一直是自动驾驶领域的研究热点。常用算法有数学函数法^[8-9]、图搜索法^[10-11]、采样法^[12-13]、深度学习^[14]和强化学习^[15]等。实际上, “车-路”耦合因素增加了换道算法的复杂度。变曲率匝道中, 匝道布局类型影响了换道开始的时机, 加速车道的设计因素要求自动

收稿日期: 2022-04-08

基金项目: 国家重点研发计划(2023YFC4301900); 中央高校基本科研业务费专项资金(2023YB06)

第一作者: 柴晨, 副教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为驾驶行为与自动驾驶。

E-mail: chaichen@tongji.edu.cn



论文
拓展
介绍

驾驶车在有限的长度内完成换道,约束了换道轨迹的形状^[16]。另一方面,变曲率匝道也影响自动驾驶对环境车辆的风险判断。既往换道算法中的风险指标在一维纵向上表现良好,但尚不能很好地描述变曲率道路上的车辆二维冲突^[17],因此给换道算法中换道轨迹生成和车-车、车-路交互安全的判断都带来不利影响。由于曲率不固定、平面布局多样、车辆冲突更多维,变曲率匝道是换道轨迹规划算法亟需优化的复杂道路场景^[18]。

风险场理论具有一体化描述车路风险的优势,该方法通过各交通要素的风险相互叠加,将道路、车辆、规则一并纳入轨迹规划算法中。王建强等人基于场理论提出了一个安全势场模型,包括静止障碍物、移动障碍物和驾驶员行为的势场,根据所提出的安全势场模型实现车辆轨迹规划^[19-20]。Pierson 等人在计算中特别考虑了车辆的位置和运动趋势,建立风险场理论使车辆交互风险分布偏向于当前速度的方向^[21]。Wolf 等人提出了相应的场函数来描述驾驶环境中的各种影响因素,然后采用梯度下降法进行轨迹规划^[22]。付锐等人则将改进人工势场算法中引入模型预测控制,并建立避险轨迹规划模型^[23]。面向匝道环境,风险场模型可以用于描述主线车辆的风险,同时描述匝道边界和车道线的风险,将“车-路”风险叠加,从而在换道算法中综合考虑车路要素。

为了优化自动驾驶在变曲率匝道环境下轨迹规划的安全性,本文进一步考虑了“车-路”风险之间的耦合关系,提出一个针对变曲率匝道环境的换道算法。其一,本文创新性地将车辆交互风险、道路硬质边界风险、车道线风险与道路线形综合考虑,可以更真实地描述平曲线道路下的交通环境风险。其二,提出了一种基于多目标优化的动态换道轨迹规划算法。算法将风险梯度考虑到轨迹规划的目标中,通过“可接受风险”参数调控换道算法对环境风险的适应表现,从而实时动态调整自身的换道轨迹。在具有接近极限曲率半径和复杂平面布局的匝道中进行仿真验证,相比于既往基于碰撞检测和基于规则判别风险的换道算法,该算法可实现变曲率匝道下换道轨迹的安全优化。所提出的换道算法将为复杂道路环境下的车-路耦合建模提供新的视角。

1 变曲率匝道的风险场建模

既往研究已经较好地解释了简单直线道路中各交通要素如何产生风险,但变曲率匝道环境的风险

场建模仍需进一步研究。当前研究较少将加速车道布置形式、道路曲率的因素考虑到各交通要素的风险场建模中^[24-27]。在弯道场景下,Kolekar 等人采用圆弧预测车辆的未来轨迹,使得其风险尽可能与弯道保持一致的方向^[28]。然而,该方法仅针对特定的曲率,对变曲率道路的适用能力有限。道路环境是影响自动驾驶换道的关键因素,因此有必要将车辆交互风险与道路环境相耦合,从而更合理地建模交通环境的风险。为了从“车-路”耦合的角度更合理地建模各交通要素的风险,本文采用基于道路坐标系,即Frenet坐标系的风险场模型。

1.1 变曲率环境下的车道线风险

针对侧翻风险,本文以车道线为基础风险源,考虑根据车道线的曲率半径,将风险源适当向弯道内侧偏移,从而约束车辆行驶轨迹沿更小的转弯半径行驶,降低侧翻风险。具体而言,车道线主要分为两类建模:实线代表了两侧的车道边界线,一般不允许压线,因此风险值设置更高;虚线车道线引导车辆沿道路中心行驶,压虚线并不违背交通规则,但是在换道中长时间的骑线驾驶带来了潜在的安全性问题,因此也设置较低风险以避免以上情况。通过曲率调整曲线两侧风险的分布情况,其风险函数表达如下:

$$R_{\text{dash lane}}(s, n) = W_1 \exp\left(-\frac{(n - n_{\text{lane}, i})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

$$R_{\text{solid lane}}(s, n) = W_2 \exp\left(-\frac{(n - n_{\text{lane}, i})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

其中, W_1, W_2 调整车道线风险的最大值,且 $W_2 > W_1$ 。 σ 控制车道线风险的分布范围。 (s, n) 是Frenet坐标系中的任意一点, $n_{\text{lane}, i}$ 是纵向距离为 s 处车道线在 n 方向上的坐标。 $k_{\text{lane}, i}$ 为 s 处车道线的曲率, (x, y) 位于车道内侧取负值,位于外侧取正值。

σ 是控制风险分布的参数,本文通过对 σ 来调整曲率风险分布的偏移情况。从人类驾驶员的弯道驾驶轨迹来看,离车道线相同距离的地方,曲率大的地方,风险值更高;另一方面,弯道内侧的风险和弯道外侧呈现非对称的分布情况,风险在弯道内侧的分布范围更广。即 σ 与车道线曲率和弯道的内外侧相关。

$$\sigma = \begin{cases} a_1 k_{\text{lane}, i} + b & (x, y) \text{ 位于弯道内侧} \\ a_2 k_{\text{lane}, i} + b & (x, y) \text{ 位于弯道外侧} \end{cases} \quad (3)$$

式中 $k_{\text{lane}, i}$ 为点 $(x_{\text{lane}, i}, y_{\text{lane}, i})$ 的曲率, a_1 与 a_2 分别为曲率分布的系数,且 $a_1 > a_2$ 。在曲线风险场分布上, a_1

取1.38, a_2 取0,考虑车辆边缘与车道线的距离关系,基础的风险分布范围 b 取值0.5m^[28]。

1.2 匝道环境下的硬质边界风险

车辆靠近道路硬质边界的风险程度与相对距离呈负相关,与道路硬质边界越近,风险程度越急剧增加。因此,道路硬质边界风险场的函数需要使得边界具有一段风险变化较快的梯度区,使运动车辆尽可能不靠近道路硬质边界。在匝道环境下,受边界风险的约束,自动驾驶车必须在加速车道尽头寻找合适时机汇入主线,以避免道路硬质边界风险。本文采用反比函数进行道路硬质边界风险场描述,并通过膨胀系数调整边界的缓冲区,风险函数表达为

$$R_{\text{road}}(s, n) = \frac{W_3}{(n_{\text{road}, i} - n)^2 + \epsilon} \quad (4)$$

式中: W_3 与 ϵ 是调控道路硬质边界风险场范围的参数, ϵ 避免分母为0; (s, n) 是Frenet坐标系中的任意一点; $n_{\text{lane}, i}$ 是纵向距离为 s 处道路边界在 n 方向上的坐标。

1.3 变曲率环境下的车辆交互风险

驾驶员沿着道路驾驶车辆时,会根据道路的线条变化来调整未来的驾驶行为,因此车辆交互风险不仅仅与当前时刻的车辆状态有关。更符合实际是,车辆未来将沿道路平曲线运动,车辆交互风险沿着平曲线方向偏移,且偏移程度与其速度相关。考虑速度大小对风险影响的范围,将高斯分布的方差设置为与速度相关的函数;最后,考虑速度方向对风险分布的影响,将风险分布向速度方向进行了偏移。车辆交互风险函数定义如下:

$$R_{\text{vehicle}}(s, n) = \sum_{i=1}^n \frac{W_4 \exp\left(-\frac{(s-s_i)^2}{\sigma_s^2} - \frac{(n-n_i)^2}{\sigma_n^2}\right)}{1 + \exp(-\alpha(v)^T(d))} \quad (5)$$

式中: W_4 控制了车辆交互风险的最大范围。 (s, n) 是Frenet坐标系中的任意点,为环境中第 i 辆目标车辆在Frenet坐标系下的坐标。 σ_s, σ_n 控制了车辆静止时的风险分布范围,其中 $\sigma_s = \sigma_{s, \min} + v_{i, s}, \sigma_n = \sigma_{n, \min} + v_{i, n}$,即车辆交互风险分布由最小分布系数和车辆在Frenet坐标系中 s, n 方向的运动速度控制。 v 表示第 i 辆目标车辆的在Frenet坐标系中的速度方向, d 表示第 i 辆目标车辆与环境点 (s, n) 的方向向量,即 $(s-s_i, n-n_i)$ 。 α, b 是控制运动方向影响的参数。

参考Pierson等人对车辆交互风险场的测试研究^[18],速度偏移系数 α 取值0.8能使车辆交互风险分布形态较好。考虑到停车时的车辆间的安全距离关

系,取纵向风险方差 $\sigma_{x, \min}$ 为10,横向风险方差 $\sigma_{y, \min}$ 取值为2。考虑车辆间的车头时距关系,纵向速度影响系数 a 取值为2,横向速度影响系数 b 取值0.5。参数的选取采用较为保守的参数,使得环境车辆交互风险的初始分布范围尽可能大。在轨迹规划时,本文定义了可接受风险,进而决定了自动驾驶车面对环境车辆所采取的换道行为。对车辆交互风险分布的参数值取值较为保守,有利于可接受风险对车辆的行为有更大的调控空间。

为对不同类型的风险进行统一的建模,以及采用可接受风险对不同类型风险进行统一的衡量比较,需要合理叠加不同交通要素对应的风险场。数值模拟表明,相较于风险场直接相加以量化风险的代数和有界和方法,以风险值的最大值叠加不同道路要素风险可以更好的降低的叠加误差。通过式(6)将道路栅格化并计算各单元处环境风险为各风险源的风险最大值,见图1。本文提出的建模方法拓展了风险场的应用场景,如针对变曲率道路的跟车风险建模,变曲率道路环境下的车辆交互风险评估等。

$$R(s, n) = \max(R_{\text{dash line}}, R_{\text{solid line}}, R_{\text{road}}, R_{\text{vehicle}}) \quad (6)$$

式中: $R(s, n)$ 为道路栅格化后各单元的风险评估值。

道路环境各交通要素如车道线、道路硬质边界以及车辆交互最大风险值受权重系数 W_1, W_2, W_3 与 W_4 调控,最终影响轨迹规划模型输出控制行为^[28]。基于此,以换道前后车辆偏离中心线距离的均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评估指标,通过网格搜索的方式估计该权重系数取值,最终取 W_1, W_2, W_3 与 W_4 分别为0.2、0.5、1.0与1.0,见表1。

2 面向变曲率匝道的换道轨迹规划算法

“车一路”耦合的风险场模型可更准确地评估换道过程中面临的外部交通环境风险,此外,自动驾驶车也受到内在性能约束。车辆是一个存在动力学约束的系统,车辆的最大加速度、最大减速度和转角变化率等都存在一定的范围限制,环境风险最低的轨迹不一定能满足动力学约束。因此,舒适性、效率性也是自动驾驶换道过程中的内在优化目标。本文通过采样的建模思路尽可能覆盖换道轨迹规划空间,在交通环境风险约束及车辆动力学约束的基础上,综合建立安全性、舒适性和效率性的目标函数,生成最优换道轨迹,建立换道轨迹规划算法。

2.1 变曲率匝道约束

变曲率匝道环境下存在车道线、匝道边界和动

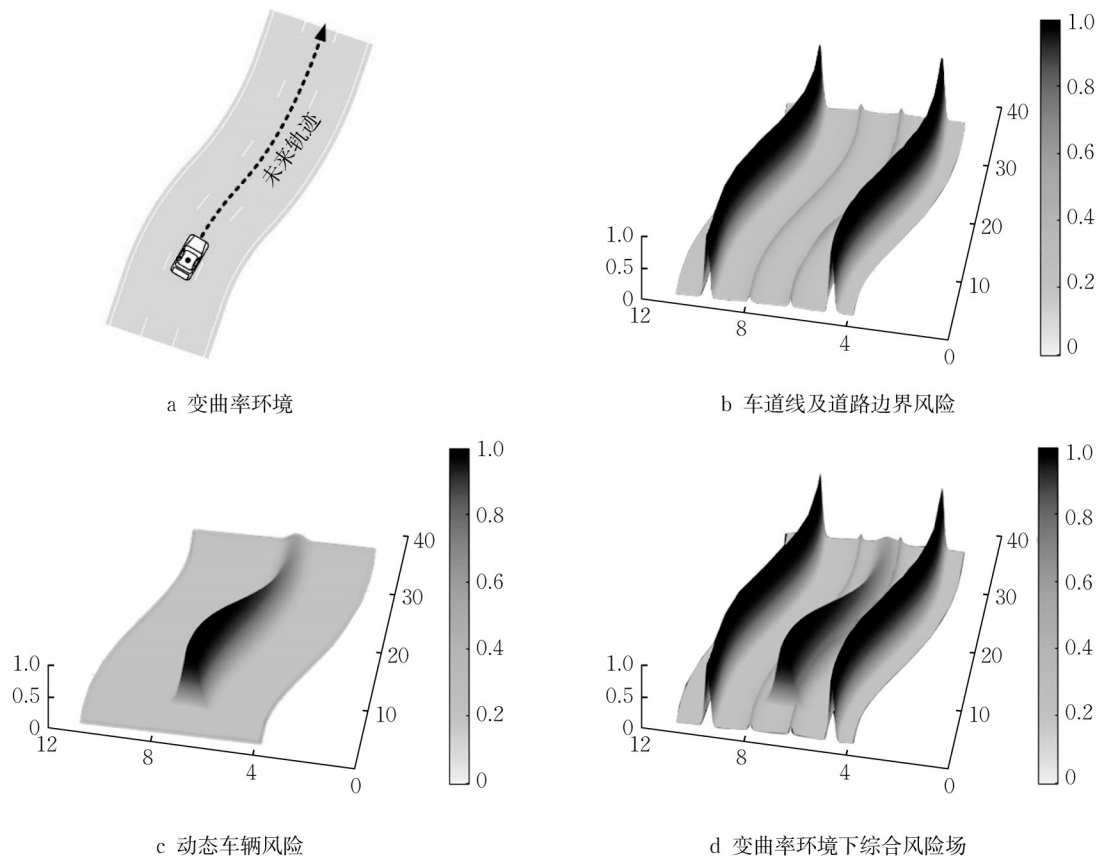


图1 变曲率环境下的风险场分布

Fig.1 Risk field distribution on curved road

表1 网格搜索估计各交通要素风险权重系数

Tab. 1 Estimation of weights of traffic elements by grid research

序号	权重取值				评价指标 RMSE/m
	W_1	W_2	W_3	W_4	
1	0.1	0.4	1.0	1.0	0.29
2	0.2	0.5	1.0	1.0	0.29
3	0.3	0.6	0.9	0.9	0.86
4	0.4	0.7	0.9	0.9	0.84

态车辆多种风险源,本文首先从交通环境综合风险方面提出算法约束。定义可接受风险为自动驾驶在变曲率匝道环境下可接受的综合最大风险值。通过调整可接受风险约束自动驾驶的规划空间,从而灵活调整其适应道路环境的行为风格。为了达到自动驾驶车的预期安全目标,应限制未来任何时刻规划轨迹点的风险都小于给定的可接受风险值,确保自动驾驶换道在安全的范围内进行轨迹规划。即在Frenet坐标系下,轨迹 p_i 在任意时刻 t 的轨迹点 (s, n) 的风险函数值都小于可接受风险 $R_{\text{Acceptable}}$,候选轨迹集表示如下:

$$P_1 = \{p_i \in G_{\text{traj}}: R(s(p_i, t), n(p_i, t)) \leq R_{\text{Acceptable}}\} \quad (7)$$

式中, G_{traj} 表示候选轨迹集合。

其次,在车辆动力学方面,为避免自动驾驶车在变曲率道路上侧滑和侧翻,需要使得其向心加速度能在摩擦力容许范围内。即轨迹 p_i 在任意时刻 t 的加速度值 $a(p_i, t)$ 始终在最小加速度 a_{\min} 和最大加速度 a_{\max} 的范围内,车辆的速度受曲率半径约束,候选轨迹集表示如下:

$$P_2 = \{p_i \in G_{\text{traj}}: a_{\min} \leq a(p_i, t) \leq a_{\max}\} \quad (8)$$

$$P_3 = \{p_i \in G_{\text{traj}}: -R_{\max, \text{yaw}} \leq r_{\text{yaw}}(p_i, t) \leq R_{\max, \text{yaw}}\} \quad (9)$$

$$P_4 = \left\{p_i \in G_{\text{traj}}: v(p_i, t) \leq \sqrt{gR \frac{0.01e + f}{1 - 0.01ef}}\right\} \quad (10)$$

式中: R 为道路曲率半径; f 为侧摩擦系数; e 为道路超高率。

因此,可行换道轨迹集 A_{traj} 为满足约束式(7)~(10)的交集:

$$A_{\text{traj}} = P_1 \cap P_2 \cap P_3 \cap P_4 \quad (11)$$

2.2 换道轨迹采样生成

由于五次多项式保证轨迹的位移、速度、加速度是连续的,并且可以处理加加速度的边界约束情况,

较好地描述换道过程。因此,本文利用五次多项式描述变曲率匝道场景下的车辆换道轨迹,并将轨迹表示为

$$\begin{cases} s(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 + a_4 t^4 + a_5 t^5 \\ n(t) = b_0 + b_1 t + b_2 t^2 + b_3 t^3 + b_4 t^4 + b_5 t^5 \end{cases} \quad (12)$$

式中: a_i 表示纵向运动多项式的系数; b_i 表示横向运动多项式的系数。其中,对于整个换道过程的时长,本文进行1~8s的采样,覆盖可能的换道时间。

为保证轨迹的连续性,多项式参数可以通过规划时刻的状态 P_0 和目标状态 P_f 来求解。由6个独立的方程可以提供足够的条件,分别确定横向和纵向的6个未知变量。因此,多项式的这些参数计算如下,初始轨迹集可以表示为 I_{traj} ,且 $I_{\text{traj}} \in A_{\text{traj}}$ 。设

$$\begin{cases} P_0 = (s_0, \dot{s}_0, \ddot{s}_0, n_0, \dot{n}_0, \ddot{n}_0) \\ P_f = (s_f, \dot{s}_f, \ddot{s}_f, n_f, \dot{n}_f, \ddot{n}_f) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $s_0, \dot{s}_0, \ddot{s}_0, s_f, \dot{s}_f, \ddot{s}_f$ 分别为初始状态和目标状态的纵向位置、速度、加速度; $n_0, \dot{n}_0, \ddot{n}_0, n_f, \dot{n}_f, \ddot{n}_f$ 分别为初始状态和目标状态的横向位置、速度、加速度。通过已知的初始与目标状态可对式(12)进行系数求解。

2.3 综合风险代价的多目标轨迹评估

结合变曲率匝道下的轨迹约束和轨迹采样,生成换道轨迹集合,且其中每个候选轨迹都是风险可接受的、对于变曲率匝道是动力学是可执行的。最后,基于可行轨迹集中的各条轨迹,考虑安全性、舒适性、效率等长期目标,选取最优换道轨迹。最优轨迹评估函数表示如下:

$$C = w_1 C_{\text{safe}} + w_2 C_{\text{comfort}} + w_3 C_{\text{efficiency}} \quad (14)$$

式中: w_1, w_2 与 w_3 为各参数的取值。由于不同的权重参数选择决定了算法的性能表现,对于各代价权重的取值,本文进行了不同权重值与算法性能表现的敏感性分析,通过不断的算法性能测试,最终确定了安全、舒适性、和效率性的权重参数值。

安全性以风险场计算的风险值为代价,从两个方面设计:与期望风险的差值,通过该代价使得车辆交互风险保持在期望风险水平,整体风险分布平稳,不至于过于保守;轨迹未来的最大风险,通过该代价使得轨迹尽可能不触碰可接受风险的边界,不至于处于风险过高的状态。安全性目标代价计算如下:

$$C_{\text{safe}} = \alpha_1 \sum_{t=0}^N \frac{1}{N} (R(s_t, n_t) - R_{\text{desired}})^2 + \alpha_2 \max_{t=0}^N R(s_t, n_t) \quad (15)$$

式中: $R(s_t, n_t)$ 为轨迹在时刻 t 的轨迹点的风险代价, R_{desired} 为期望风险; α_1 与 α_2 分别为代价权重参数。假

设期望风险和最大的风险对安全性调控同样重要,因此赋予相同权重值,设置为1。

效率性综合考虑与目标车道的车辆偏移 l ,车辆的换道时间 t_{lc} ,车辆速度与期望速度的差值三个代价,使得自动驾驶车辆能尽快的完成换道,并且接近期望速度。因此,换道效率的目标函数设计如下:

$$C_{\text{efficiency}} = \beta_1 (l)^2 + \beta_2 t_{lc} + \beta_3 \sum_{t=0}^N \frac{1}{N} (v_t - v_{\text{desired}})^2 \quad (16)$$

式中: β_1, β_2 与 β_3 分别为权重调控参数。在效率性的各组成部分中,假设3个方面的权重均等,设置为1。

舒适性综合考虑横纵方向上的平均换道加速度。因此,换道舒适度的目标函数设计如下:

$$C_{\text{comfort}} = \lambda_1 \sum_{t=0}^N \frac{1}{N} \left(\frac{d^2}{dt^2} s(t) \right)^2 + \lambda_2 \sum_{t=0}^N \frac{1}{N} \left(\frac{d^2}{dt^2} n(t) \right)^2 \quad (17)$$

式中: λ_1 和 λ_2 为权重代价调控参数; d 是横纵方向的行驶距离。考虑横向舒适性和纵向舒适性具有同等重要性,均设置权重为1。

2.4 换道可接受风险标定

自动驾驶的类人风险感知将有助于更好地与人类驾驶员共享道路。本文根据人类驾驶员的驾驶行为数据进行风险参数的标定,利用INTERACTION数据集的换道数据对所提出的换道轨迹规划算法进行了标定。该数据集由加州大学伯克利分校机械系统控制实验室发布,利用无人机及固定摄像头进行采集,使用最先进的计算机视觉算法进行轨迹提取。对于匝道场景,该数据集共采集了133min的视频数据,提取10 933条车辆轨迹。为了得到合理的换道行为,采用开源数据集对参数进行标定,固定前文所取的风险场参数,通过复现开源数据集的换道事件,得到其可接受风险的分布情况,完成参数标定。在INTERACTION数据集中,共提取了186个中国快速路场景下的匝道汇入事件。在这些事件中,选取自由流阶段的换道数据,匝道车辆的换道速度均高于40 km·h⁻¹且小于80 km·h⁻¹。

3 仿真验证

3.1 匝道汇入形态

基于MATLAB仿真平台,选取典型变曲率匝道场景进行仿真验证。从匝道形态上分类,主要有加速车道直接汇入式与加速车道平行汇入式两种。在道路场景方面,选取上海快速路通耀路上匝道和

耀华路上匝道作为典型场景进行验证(见图2)。通耀路上匝道是平行汇入式布局;耀华路是直接汇入式匝道布局。二者主线曲率半径最小值分别为307 m⁻¹、308 m⁻¹,接近道路设计的最小半径一般值(280 m⁻¹);二者的曲率半径都非常小,这对于人类和自动驾驶车辆来说都是具有挑战的场景,详细的道路信息如图2所示。设计了一个上匝道需强制换道的自动驾驶车,一辆存在冲突的主线车辆,着重分析轨迹规划算法在不同变曲率道路上的换道表现。两辆车之间的初始距离设定为20 m⁻¹,初始速度差为20 km·h⁻¹。

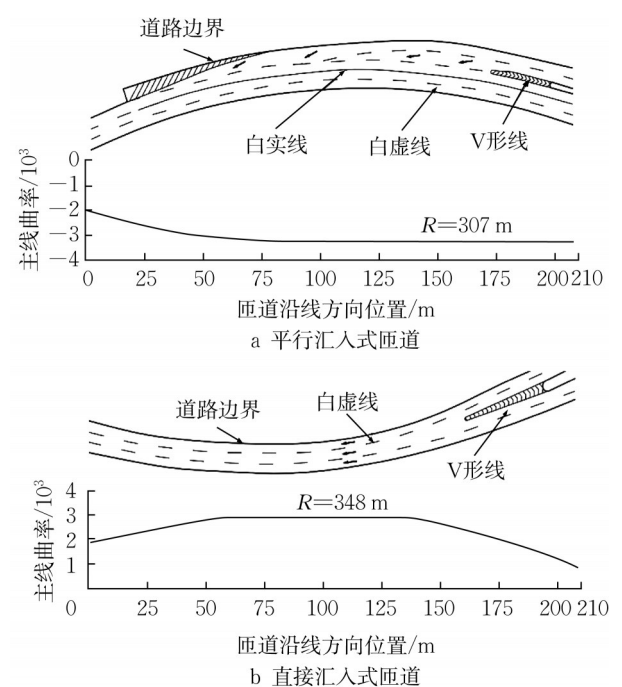


图2 变曲率匝道参数
Fig.2 Parameters of ramp with changing curvature

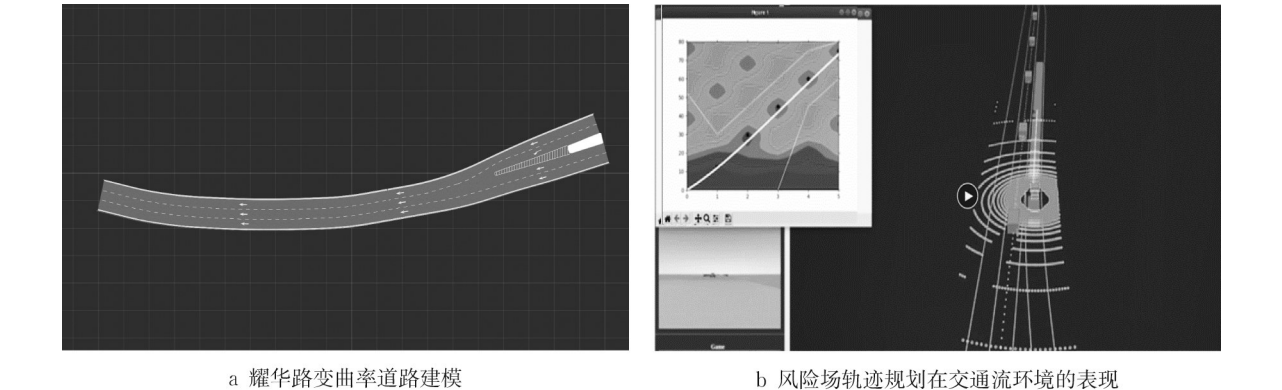


图3 风险场轨迹规划在连续交通流环境的仿真测试
Fig.3 Simulation of risk-based trajectory planner in uninterrupted traffic flow

3.2 背景交通流

当采用连续的随机交通流的情况下,换道车辆面临的综合风险将受到环境车辆的随机影响。为测试基于风险场的换道轨迹规划算法在连续交通流环境下的表现,本文基于以SUMO和CARLA为基础搭建的多车协同自动驾驶仿真平台(open cooperative driving automation, OpenCDA)开展了研究,探究了变曲率道路下基于风险场的换道模型在交通流环境中的表现(见图3)。在交通流特征方面,对于交通流中的人类驾驶车模型,采样车头时距为1.5s,主线与匝道的速度差为30 km·h⁻¹的设计,构建风险相对较高的汇入场景。匝道主线车流期望设置为60k km·h⁻¹,是匝道区域较为典型的交通流速度,交通流车速满足截断分布 $\phi(1, 0.1, 0.98, 1.02)$,即95%的车辆以期望速度的98%~102%行驶。为分析不同交通流状态下换道模型表现,设计了自由流(1 200pcu·h⁻¹)与饱和流(1 800pcu·h⁻¹)两种流量的交通流(见表2)。基于耀华路进行建模仿真连续交通流下主车换道面临的风险,交通流具有连续的间隔分布(见图3)。采用智能驾驶人模型(intelligent driver model, IDM),对仿真环境中的人类驾驶车辆行为进行建模,测试动态换道轨迹规划算法的交互适应程度。

表2 连续交通流场景仿真实验场景设计参数 Tab.2 Simulation parameters design of uninterrupted traffic flow scenarios	
实验参数	参数值
主线车速/(km·h ⁻¹)	60
匝道车速/(km·h ⁻¹)	30
期望最小车头时距/s	1.5
主线流量/(pcu·h ⁻¹)	1 200/1 800
速度分布	截断分布 $\phi(1, 0.1, 0.98, 1.02)$

4 结果分析

4.1 平行汇入式匝道

在平行汇入匝道场景中,基于风险场的优化算法和对比算法二者在速度和加速度表现上都实现了平稳加速(见图4)。与对比算法的不同之处在于,在变曲率匝道环境中,基于风险场的优化算法参数的换道轨迹具有更小范围的曲率变化,最小转弯半径在170m,对车辆的转向动力学而言是更优的。由于动态车辆交互风险场和车道线产生的侧翻风险场的影响,换道车辆更贴近风险场边界运行,而不是完全以道路中心线的轨迹行驶,实现了风险场对换道行为的优化调控。从加速到实现目标车道的平稳行驶,整个换道过程在8s左右,在自动驾驶车始终受到后面车辆交互风险的影响,直到它接近加速车道的末端才成功换道汇入主线。仿真结果表明,基于可接受风险的换道算法能够处理变曲率环境来自车辆、道路和交通规则的风险,在风险约束下动态地调整换道行为,另一方面,该算法具有良好的可解释性,揭示了跟车的风险影响和变曲率环境的风险影响关系。

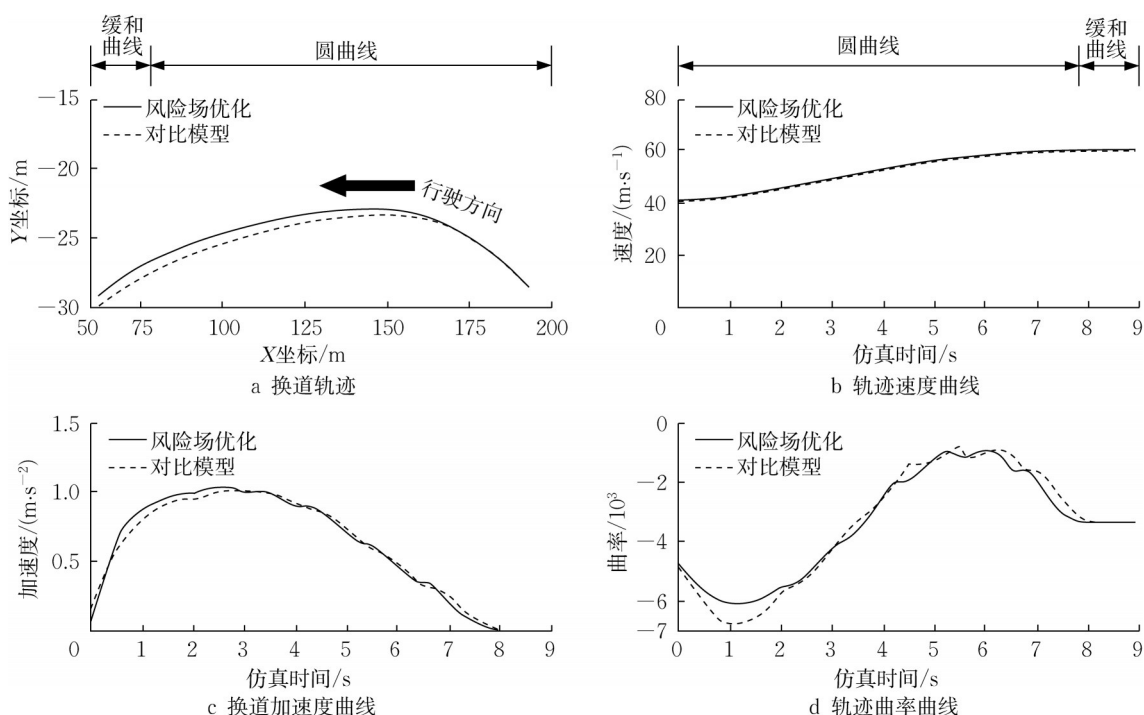


图4 平行汇入式匝道仿真结果

Fig.4 Simulation results of parallel on-ramp

基于风险场的算法在平均换道风险方面降低12.6%。在换道前期,二者的风险变化基本一致,沿加速车道提速减小与目标车道后车的车速差,以降低换道风险(见图5)。在车辆开始汇入主线时,二者产生差别。基于碰撞检测算法的换道车辆评估未来轨迹不发生碰撞,进而提前决策变道。基于风险场的算法决策评估未来轨迹不满足可接受风险要求或存在风险代价更低的换道轨迹,因此延后寻找换道时机,最终沿风险场边缘逐步换道,并实现整体风险更低的换道轨迹。从规划空间的角度看,采用碰撞检测的方法压缩了换道轨迹的规划空间,而采用风险场的代价评估策略,换道车辆可沿风险场边界行驶,逐步寻找换道时机,并实现整体风险代价更低的

影响,换道车辆更贴近风险场边界运行,而不是完全以道路中心线的轨迹行驶,实现了风险场对换道行为的优化调控。从加速到实现目标车道的平稳行驶,整个换道过程在8s左右,在自动驾驶车始终受到后面车辆交互风险的影响,直到它接近加速车道的末端才成功换道汇入主线。仿真结果表明,基于可接受风险的换道算法能够处理变曲率环境来自车辆、道路和交通规则的风险,在风险约束下动态地调整换道行为,另一方面,该算法具有良好的可解释性,揭示了跟车的风险影响和变曲率环境的风险影响关系。

换道轨迹,提高变曲率匝道下的安全性。

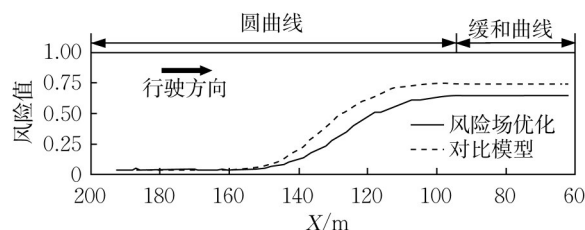


图5 平行汇入式匝道换道风险评估

Fig.5 Risk assessment of lane changing on parallel on-ramp

4.2 直接汇入式匝道

在直接汇入式匝道场景中,由于道路边界、车道线和后车的风险约束,主车逐步贴近风险源并寻找

完成换道的时机。转向角变化平缓,逐步完成换道(见图6)。对比平行式汇入匝道,直接汇入式匝道的

布局对换道性能提出了更高要求,自动驾驶的最大加速值提高到 $1.25\text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ 。

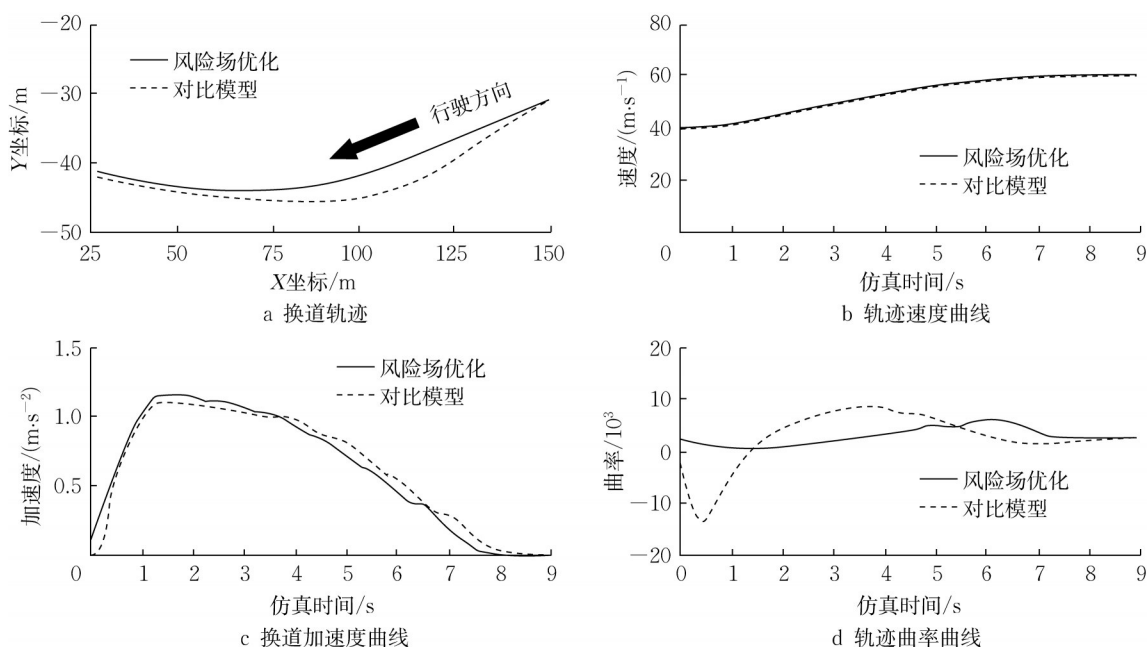


图6 直接汇入式匝道仿真结果

Fig.6 Simulation results of direct on-ramp

在换道前期,风险场优化算法采用类似对比算法的轨迹,评估得到较高风险,因此采取逐步贴近风险场的策略,并且在风险显著提高时动态调整换道策略,实现换道轨迹的风险减低(见图7)。而对比算法采取安全距离作为代价评估,在灵活判定风险边界方面存在不足,通过规则的检测方法存在一定程度的风险评估失真。风险场优化算法在逐步调整风险策略后,以满足可接受风险和最优风险代价的条件下,最终实现了灵活且风险更低的换道优化轨迹。在适应的道路场景方面,风险场换道算法在缓和曲线段和圆曲线段都能评估出换道的风险差异,并调整各曲线段的换道策略,最终在圆曲线段实现了风险平稳递增。

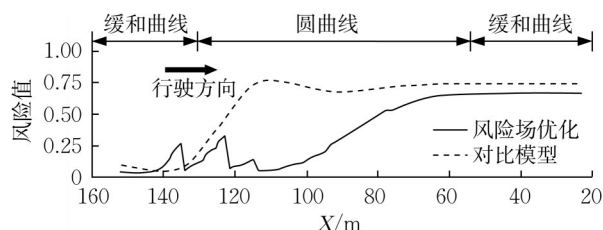


Fig.7 直接汇入式匝道换道风险评估

Fig.7 Risk assessment of lane changing on direct on-ramp

4.3 连续交通流环境

通过道路建模与交通流仿真测试结果分析,对

比本文提出的基于风险场的换道模型在换道成功率、安全性以及效率方面相对传统换道均有提升。通过对比换道模型发现,本文所提模型显著提高了车辆换道成功率,见图8。针对交通量为 $1\,200\text{ pcu}\cdot\text{h}^{-1}$ 的自由流场景,换道成功率从80%提升至90%,针对交通量为 $1\,800\text{ pcu}\cdot\text{h}^{-1}$ 的饱和流场景,换道成功率从73.3%提升至100%。对比模型由于缺乏对后车未来轨迹的预估,在换道过程中发现不满足条件时已经无法进行中止换道的过程,从而发生碰撞。本文所提换道模型能较好地回到原车道寻找合适的换道时机。

从冲突角度分析, $1\,200\text{ pcu}\cdot\text{h}^{-1}$ 的场景由于车辆间的间隙较大,匝道车辆汇入较为安全,本文所提模型对安全性的改善不明显;对于 $1\,800\text{ pcu}\cdot\text{h}^{-1}$ 的场景中,最小碰撞前时间(time to collision, TTC)提升了1.54倍,见图8b。由于可接受风险的约束,本文提出的模型能够将TTC维持在一定水平。同时,由于换道模型中含有效率相关的目标,模型也会在保证安全性的情况下,追求一定的效率。

单车换道效率方面,本文所提换道模型可以提高匝道车辆的汇入效率,特别对于饱和流($1\,800\text{ pcu}\cdot\text{h}^{-1}$)的汇入效率提升明显。相较于对比模型的换道行为,在 $1\,200\text{ pcu}\cdot\text{h}^{-1}$ 的场景中,基于风险场的换道优化模型在主干道交通流延误方面降低了23.3%,

而在高密度的 $1800 \text{ pcu} \cdot \text{h}^{-1}$ 的场景中,主干道交通流的汇入时间,有利于提高匝道车辆的汇入效率。延误降低了 28.3%,见图 8c。所提模型通过减少车

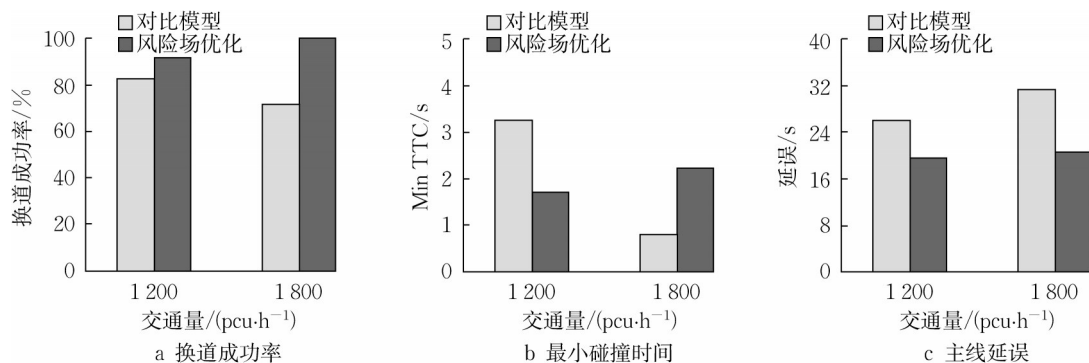


Fig.8 连续交通流下换道成功率、安全性以及效率结果对比

Fig.8 Comparison of lane changing success rate, safety and efficiency results under continuous traffic flow

针对自由流与饱和流场景仿真过程中的典型换道案例进行结果分析,传统的换道模型和本文提出的换道模型都能找到合适的换道时机成功汇入主线。自由流场景风险较低,主线交通流存在更大的间隙从而为汇入车辆提供合适的换道时机。在合适的时机完成换道决策后,本文所提算法会尽快地汇入主线,同时通过简单的减速调整,逐渐与前车进行稳定跟车

的状态。饱和流场景风险较高,车辆汇入较为困难且初始时车辆的间隙相对较小,见图 9。在两类交通流场景中,本文提出的换道模型使得后车受到的速度影响与安全性影响较少,从而尽快地实现交通流的稳定,提高交通效率。其中饱和流场景下车辆速度波动较小且安全性较高,换道过程中主车与后车的最小 TTC 维持在较为安全的水平,见图 10。

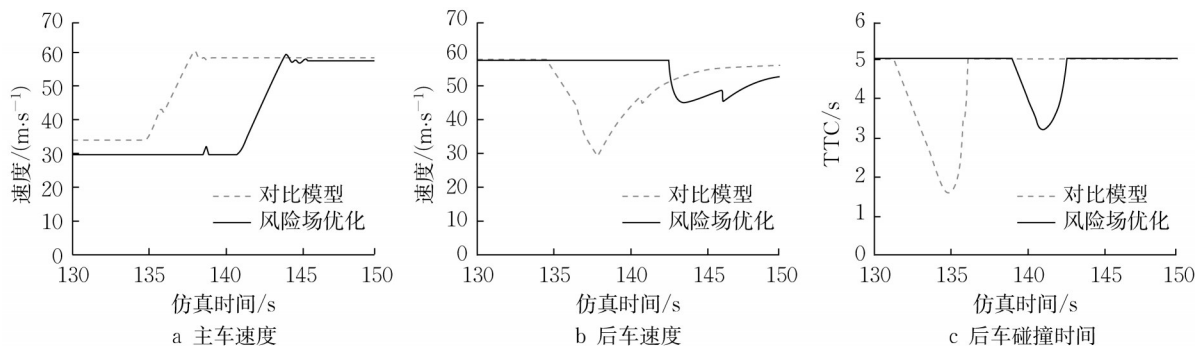


Fig.9 自由流场景下主车与后车换道行为评估

Fig.9 Evaluation of lane changing behavior between the main vehicle and the following vehicle in free flow scenario

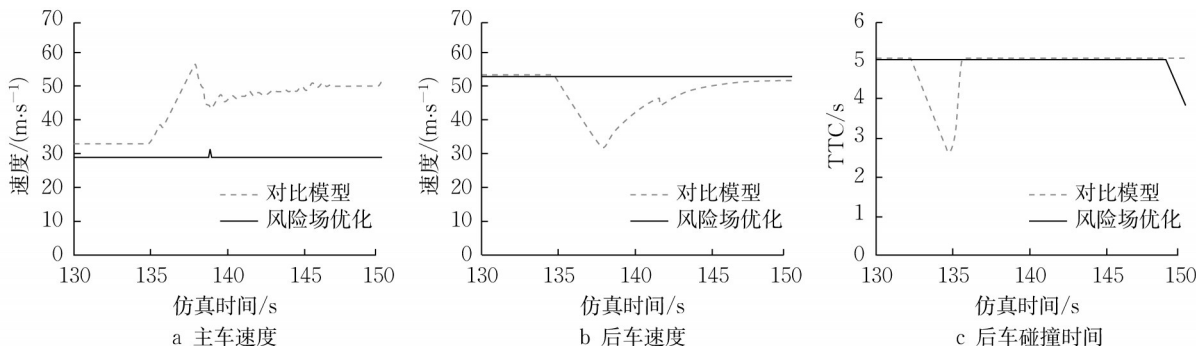


Fig.10 饱和流场景下主车与后车换道行为评估

Fig.10 Evaluation of lane-changing behavior between the main vehicle and the following vehicle under saturated flow scenario

5 结论

(1) 针对变曲率道路环境,利用Frenet坐标系将道路线形与驾驶环境中的各要素耦合起来,建立变曲率道路环境中的曲率侧翻、道路边界和冲突车辆的风险场模型,从而对变曲率匝道环境下的换道风险进行合理描述,得到换道轨迹的风险量化方法。

(2) 基于风险量化解析的结果,进一步建立轨迹规划算法对两种复杂的变曲率匝道进行测试。本文测试了不同可接受风险策略下的安全性能,显示了可接受风险策略与轨迹规划对匝道的适应能力之间的敏感关系,相关结果有助于进一步优化针对自动驾驶的变曲率匝道下轨迹规划和变曲率匝道布局设计。

(3) 为了使得将风险建模的不确定性考虑在内,本文将考虑车辆未来轨迹的多模态分布,建模动态风险分布,在风险场更真实的基础上,进一步从优化角度改进换道轨迹规划算法,在规划空间内得到全局风险最低的轨迹,进一步提高轨迹规划的安全性。

作者贡献声明:

柴晨:理论研究,思路指导,数据处理,论文整体构思与撰写;

曾宪明:理论研究,建模分析,数据处理,论文整体撰写与修改;

刘韬:数据处理,论文整体撰写与修改。

参考文献:

- [1] 杨澜,赵祥模,吴国垣,等.智能网联汽车协同生态驾驶策略综述[J].交通运输工程学报,2020,20(5):58.
YANG Lan, ZHAO Xiangmo, WU Guoyuan, *et al.* Review on connected and automated vehicles based cooperative eco-driving strategies [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2020,20(5):58.
- [2] 中华人民共和国交通运输部.公路路线设计规范文件:JTG D20—2017[S].北京:人民交通出版社,2017.
Ministry of Transport of the People's Republic of China. Design specification for highway alignment: JTG D20—2017 [S]. Beijing: China Communications Press, 2017.
- [3] GARCÍA A, CAMACHO F J, BAEZ P. Examining the effect of road horizontal alignment on the speed of semi-automated vehicles [J]. Accident Analysis and Prevention, 2020, 146: 105732.
- [4] DAOUD M A, MEHREZ M W, RAYSIDE D, *et al.* Simultaneous feasible local planning and path-following control for autonomous driving [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(9): 16358.
- [5] CHEN Z, WANG X, GUO Q, *et al.* Towards human-like speed control in autonomous vehicles: A mountainous freeway case[J]. Accident Analysis & Prevention, 2022, 166: 106566.
- [6] TENGILIMOGLU O, CARSTEN O, WADUD Z. Implications of automated vehicles for physical road environment: A comprehensive review [J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2023, 169: 102989.
- [7] 薛清文,蒋愚明,陆键.基于轨迹数据的危险驾驶行为识别方法[J].中国公路学报,2020,33(6):84.
XUE Qingwen, JIANG Yuming, LU Jian. Risky driving behavior recognition based on trajectory data [J]. China Journal of Highway and Transport, 2020,33(6):84.
- [8] 陈成,何玉庆,卜春光,等.基于四阶贝塞尔曲线的无人车可行轨迹规划[J].自动化学报,2015,41(3):486.
CHEN Cheng, HE Yuqing, BU Chunguang, *et al.* Feasible trajectory generation for autonomous vehicles based on quartic Bezier curve [J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(3): 486.
- [9] 赵树恩,王金祥,李玉玲.基于多目标优化的智能车辆换道轨迹规划[J].交通运输工程学报,2021,21(2):232.
ZHAO Shuen, WANG Jinxiang, LI Yuling. Lane changing trajectory planning of intelligent vehicle based on multiple objective optimization [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021,21(2):232.
- [10] YOON S, YOON S E, LEE U, *et al.* Recursive path planning using reduced states for car-like vehicles on grid maps [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(5):2797.
- [11] FASSBENDER D, MUELLER A, WUENSCH E H J. Trajectory planning for car-like robots in unknown, unstructured environments [C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago: IEEE, 2014:3630-3835.
- [12] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7):846.
- [13] 袁静妮,杨林,唐晓峰,等.基于改进RRT*与行驶轨迹优化的智能汽车运动规划[J].自动化学报,2019,48(12):2941.
YUAN Jingni, YANG Lin, TANG Xiaofeng, *et al.* Autonomous vehicle motion planning based on improved RRT* algorithm and trajectory optimization [J]. Acta Automatica Sinica, 2019,48(12):2941.
- [14] 黄玲,郭亨聪,张荣辉,等.人机混驾环境下基于LSTM的无人驾驶车辆换道行为模型[J].中国公路学报,2020,33(7):156.
HUANG Ling, GUO Hengcong, ZHANG Ronghui, *et al.* LSTM-based lane-changing behavior model for unmanned vehicle under environment of heterogeneous human-driven and autonomous vehicles [J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(7): 156.
- [15] 余伶俐,邵玄雅,龙子威,等.智能车辆深度强化学习的模型

- 迁移轨迹规划方法[J].控制理论与应用,2019,36(9):1409.
- YU Lingli, SHAO Xuanya, LONG Ziwei, *et al.* Intelligent land vehicle model transfer trajectory planning method of deep reinforcement learning [J]. Control Theory & Applications, 2019, 36 (9):1409.
- [16] CHEN Q, GU R, HUANH H, *et al.* Using vehicular trajectory data to explore risky factors and unobserved heterogeneity during lane-changing [J]. Accident Analysis & Prevention, 2021, 151:105871.
- [17] KATRAKAZAS C, QUDDUS M, CHEN W, *et al.* Real-time motion planning methods for autonomous on-road driving: State-of-the-art and future research directions [J]. Transportation research, Part C. Emerging Technologies, 2015, 60:416.
- [18] PORTERA A, BASSANI M. Factors influencing driver behaviour along curved merging interchange terminals [J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behavior, 2020, 75: 187.
- [19] 王建强, 吴剑, 李洋. 基于人一车一路协同的行车风险场概念, 原理及建模[J]. 中国公路学报, 2016(1):105.
- WANG Jianqiang, WU Jian, LI Yang. Concept, principle and modeling of driving risk field based on driver-vehicle-road interaction [J]. China Journal of Highway and Transport, 2016 (1):105.
- [20] 何仁, 赵晓聪, 王建强. 人一车一路交互下的驾驶人风险响应度建模[J]. 中国公路学报, 2020, 33(9):236.
- HE Ren, ZHAO Xiacong, WANG Jianqiang. Modeling of driving risk response under human-vehicle-road interaction [J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(9):236
- [21] PIERSON A, SCHWARTING W, KARAMAN S, *et al.* Navigating congested environments with risk level sets [C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Brisbane: IEEE, 2018: 5712-5719.
- [22] WOLF M T, BURDICK J W. Artificial potential functions for highway driving with collision avoidance [C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Pasadena: IEEE, 2008: 3731-3736.
- [23] 孙秦豫, 付锐, 王畅, 等. 人机协作系统中车辆轨迹规划与轨迹跟踪控制研究[J]. 中国公路学报, 2021, 34(9):146.
- SUN Qinyu, FU Rui, WANG Chang, *et al.* Vehicle trajectory-planning and trajectory-tracking control in human-autonomous collaboration system [J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(9):146.
- [24] 王明强, 王震坡, 张雷. 基于碰撞风险评估的智能汽车局部路径规划方法研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(10):28.
- WANG Mingqiang, WANG Zhenpo, ZHANG Lei. Local path planning for intelligent vehicles based on collision risk evaluation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(10):28,
- [25] BABU F, WANG M, AREM B V, *et al.* Probabilistic field approach for motorway driving risk assessment [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 118:102716.
- [26] 田野, 裴华鑫, 晏松, 等. 车路协同环境下行车风险场模型的扩展与应用[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2022, 62 (3): 447.
- TIAN Ye, PEI Huaxin, YAN Song, *et al.* Extended driving risk field model for i-VICS and its application [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2022, 62 (3): 447.
- [27] TIAN Y, PEI H, YANG J, *et al.* An improved model of driving risk field for connected and automated vehicles [C]// IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. Indianapolis: IEEE, 2021:285-291.
- [28] KOLEKAR S, WINTER J D, ABBINK D. Human-like driving behaviour emerges from a risk-based driver model [J]. Nature Communications, 2020, 11(1):4850.