考虑双重不确定性的智能车辆碰撞风险评估

赵 睿[1],袁其瑞[1],连家俊[1],高 菲[2],胡宏宇[2],高镇海[2]

(1.吉林大学 汽车工程学院,长春 130022;2.吉林大学 汽车仿真与控制国家重点实验室,长春 130022)

摘 要:为了提高智能车辆的安全性,智能驾驶系统必须能够精准预测交通场景的演变以及准确评估潜在碰撞的风险,尤其是考虑到未来车辆状态和运动不确定性。针对这一问题,本文提出了一种考虑双重不确定性的碰撞风险评估方法,涵盖车辆多状态感知不确定性以及考虑驾驶员控制输入与道路几何因素的车辆运动模型不确定性。首先,采用扩展卡尔曼滤波器完成车辆状态估计,结合道路几何与驾驶员行为优化匹配运动模型,通过模型切换阈值确定以及横摆角速度权重分配实现了不同运动学模型切换,以使得模型更适配当前驾驶场景,进行更精准的不确定性车辆轨迹预测。其次,通过启发式蒙特卡洛模拟对采样轨迹点进行潜在碰撞的检验,并将碰撞风险量化为未来碰撞概率,其中确定性检测作为启发式信息以显著提高估计效率。最后,依据中国新车评价规程,在Prescan中搭建了4种典型碰撞场景,包括直线行驶追尾碰撞、交叉路口侧向碰撞、变道超车正向碰撞和曲线行驶追尾碰撞,用于验证和评估本文所提方法。结果表明,在多种碰撞场景中,本文提出的方法能够在车辆发生碰撞前2 s准确感知风险,并提供100%的碰撞概率预警,有效避免或减轻碰撞。

关键词:智能驾驶;双重不确定性;轨迹预测;碰撞风险评估

中图分类号:U491 **文献标志码**:A **文章编号**:1671-5497(2025)08-2597-14

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231290

Intelligent vehicle collision risk assessment considering dual uncertainties

ZHAO Rui[1],YUAN Qi-rui[1],LIAN Jia-jun[1],GAO Fei[2],HU Hong-yu[2],GAO Zhen-hai[2]

(1. *College of Automotive Engineering, Jilin University, Changchun* 130022, *China*; 2. *State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin University, Changchun* 130022, *China*)

Abstract: To improve the safety of intelligent vehicles, intelligent driving systems must be able to accurately predict the evolution of traffic scenarios and accurate evaluate the risk of potential collisions, especially considering the uncertainties of future vehicle status and movement. To address this problem, this paper proposes a collision risk assessment method considering dual uncertainties, including the uncertainty of vehicle multi-state perception and the uncertainty of vehicle motion model considering driver control input and road geometry factors. Firstly, the extended Kalman filter is used to complete the vehicle state estimation, integrating road geometry and driver behavior to optimize model matching. By determining the model switching threshold and allocating the yaw rate weight, the switching between

收稿日期:2024-04-24.

基金项目:国家自然科学基金项目(52202494,52202495).

作者简介:赵睿(1986-),女,副教授,博士.研究方向:汽车智能安全与自动驾驶.E-mail:rzhao@jlu.edu.cn

通信作者:高菲(1989-),女,副教授,博士.研究方向:座舱人机交互安全.E-mail:gaofei123284123@jlu.edu.cn

diffenrent kinematic models to make the model more suitable for the current driving scenario and more accurate uncertain vehicle trajectory prediction. Secondly, the heuristic Monte Carlo simulation is used to test the potential collisions of the sampled trajectory points, and the collision risk is quantified as the probability of future collisions. The deterministic detection is used as heuristic information to significantly improve the estimation efficiency. Finally, according to the China-new car assessment program, four typical collision scenarios are built in Prescan, including rear-end collision driving in a straight line, lateral collision at an intersection, forward collision during lane change overtaking, and rear-end collision driving in a curve, for validation and assessment of the proposed method in this paper. The results show that in a variety of collision scenarios, the proposed method in thi paper can accurately perceive the risk of collision 2 seconds before the occurrence of a collision and provide a 100% collision probability warning, effectively avoiding or mitigating collisions.

Key words: intelligent driving; dual uncertainties; trajectory prediction; collision risk assessment

0 引 言

安全性是高级驾驶辅助系统和自动驾驶系统的基础支柱[1]。保障安全性的一个关键挑战在于实时识别潜在的危险情况,并采取适当的措施来避免或减轻事故[2]。其中至关重要的是未来短期风险的精准量化评估能力。

目前,车辆碰撞风险评估(Collision risk assessment, CRA)方法主要分为确定性和概率性两类,其区别在于它们是否考虑了未来车辆运动的不确定性。通常,确定性方法基于物理驱动的运动模型[3-9],如恒速度(Constant velocity, CV)、恒加速度(Constant acceleration, CA)以及恒偏航速率和加速度(Constant yaw rate and acceleration, CYRA)来预测车辆轨迹,进而计算风险指标,如碰撞时间(Time to collision, TTC)[3]、制动时间(Time to brake, TTB)[4]和转向时间(Time to steer, TTS)[5]等。这种风险指标还进一步扩展到确定潜在轨迹交点[6-8]或分析给定轨迹交点的交汇持续时间[9-11]。然而,确定性方法存在固有局限,无法捕捉未来车辆运动的不确定性[12]。例如,驾驶员或自动驾驶系统的行为偏离了预期输入,碰撞预测可能会忽视潜在的风险;或感知系统的状态估计在某些边缘情况下存在显著偏差,风险也可能会被错误估计。

碰撞风险评估的基础是车辆未来轨迹的预测,为了解决确定性方法在捕捉未来运动不确定性方面的局限,研究者提出了以驾驶机动为导向的轨迹预测方法[13-22]。该方法首先推断出驾驶机动,进而生成与这些确定的驾驶机动相匹配的轨迹。对车辆驾驶机动的评估取决于当前车辆运动状态与整体道路的兼容性,包括车道布局和驾驶车道中心线[13]。

此外,概率性方法,包括隐马尔可夫模型(Hidden Markov model, HMM)[14]、动态贝叶斯网络(Dynamic Bayesian network, DBN)[15,16]、人工神经网络(Artificial neural network, ANN)和支持向量机(Support vector machine, SVM)[17],通过观测序列或训练数据来识别驾驶机动。它利用机器学习技术[18]或博弈论[19]考虑车辆间的动态关系,进而提高驾驶机动的预测准确性。当它与驾驶意图结合使用时,基于数据的深度学习架构,如长短时记忆(Long short-term memory, LSTM)网络[20-23]、图卷积网络(Graph convolutional network, GCN)[24]和Transformer[25-27],在轨迹预测方面占据主导地位。然而,尽管这类模型在长期轨迹预测方面表现出了良好的结果,但由于复杂城市场景的训练数据不足,其泛化能力受到限制,而且这类模型并未充分考虑碰撞风险评估中的不确定性信息。

概率性方法提供了另一种用于风险评估的方式,其通过沿预测轨迹的误差传播来表示未来状态的不确定性[28-31]。通常,不确定性由基于模型的卡尔曼滤波器预测部分捕捉,并假设为高斯分布。通过该方式,每个预测时间点的碰撞概率从导致碰撞的车辆位置占比中得出,位置则根据高斯分布生成[32-35]。此外,蒙特卡洛模拟经常用于基于联合高斯分布计算碰撞概率[28,29,36]。然而,当前由高斯分布所表征的运动不确定性忽略了道路几何和驾驶员行为(即控制输入),不足以充分表示实际驾驶场景中的不确定性。同时,蒙特卡洛方法的高精度依

赖于大量采样，存在碰撞风险评估精准性与实时性难权衡的问题。对于高动态的车辆而言，低实时性阻碍了蒙特卡洛方法的实际应用。

与基于高斯分布的传统评估方法不同，本文提出了一种考虑双重不确定性的碰撞风险评估（Considering dual uncertainties-collision risk assessment，CDU-CRA）方法，包括车辆状态感知不确定性和运动模型不确定性，通过模拟未来车辆运动的不确定性，准确实时地评估短期碰撞风险。本方法首先使用扩展卡尔曼滤波器（Extended Kalman filter，EKF）处理与传感器测量相关的状态感知不确定性，结合道路几何与驾驶员行为优化运动模型，通过模型切换阈值确定以及横摆角速度权重分配实现了考虑多不确定因素的运动学模型切换，进行更精确的不确定性车辆轨迹预测。其次，在潜在未来轨迹的高斯分布中进行启发式蒙特卡洛模拟，评估了每一对可能发生碰撞的轨迹点，通过未来碰撞概率量化了碰撞风险。在这个过程中，融合确定性碰撞检测技术作为蒙特卡洛的启发式信息，过滤无风险轨迹点，极大程度缓解了蒙特卡洛高效率与高精度难权衡的问题。最后，依据中国新车评价规程（China-new car assessment program，C-NCAP），在 Prescan 中搭建了直线行驶追尾碰撞、交叉路口侧向碰撞、变道超车正向碰撞和曲线行驶追尾碰撞 4 种典型碰撞场景，以验证该方法在短期运动预测中评估碰撞风险的有效性与准确性。

1　CDU-CRA 框架

CDU-CRA 方法的整体框架如图 1 所示，其中，蓝色车辆为受控车辆（简称“自车”），黄色车辆为目标车辆。本文提出的方法旨在复杂的交通场

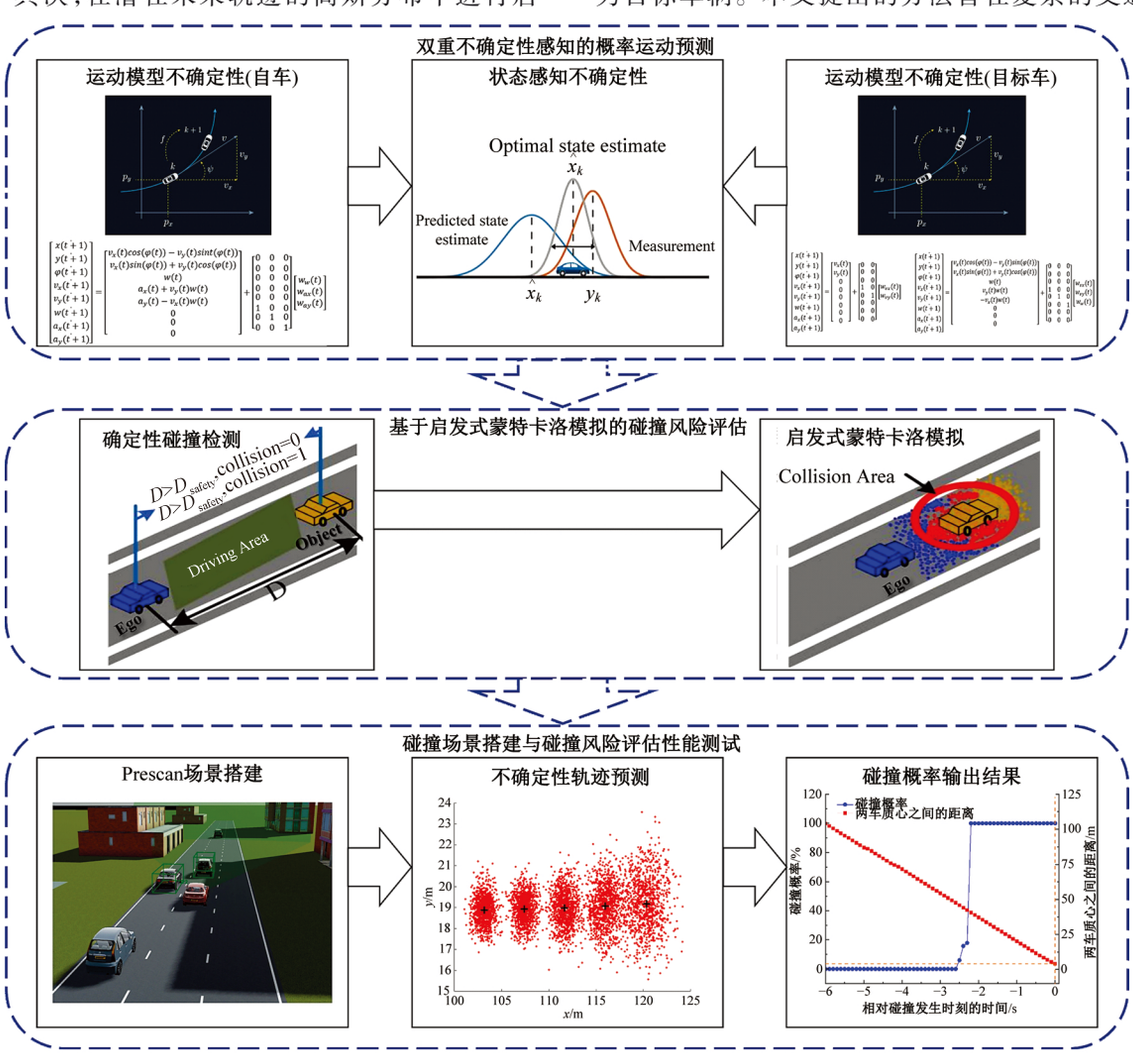


图 1　CDU-CRA 方法的整体框架

Fig. 1　Overall framework of CDU-CRA method

景中充分理解车辆之间的相互作用,实现高精准的未来车辆运动预测以及碰撞风险评估,主要由以下3个部分组成:

(1)双重不确定性感知的概率运动预测:在现实车辆行驶环境中,车辆运动的不确定性是一种固有特性,本部分通过考虑双重不确定性建模系统,包括状态感知不确定性和运动模型不确定性,以在不确定环境中实现更加可靠与准确的预测性能。一方面,通过车载传感系统获取自车与目标车辆的实时状态信息,并采用EKF来处理传感器测量引入的不确定性(状态感知不确定性),从而还原传感器测量状况的真实模拟。另一方面,使用不同的运动学模型来表示自车与目标车辆的运动状态(运动模型不确定性),自车信息较完备,选用恒转弯速率和加速度(Constant turn rate and acceleration, CTRA)模型,目标车辆选用CV和恒转弯速率和速度(Constant turn rate and velocity, CTRV)交互式多模型。其中,目标车辆运动模型的切换充分考虑了道路几何与驾驶员行为,以使得模型更适配当前驾驶场景,进行更精准的不确定性轨迹预测。基于经过EKF处理后的车辆运动状态,对运动预测模型进行不确定性轨迹预测,并联合高斯概率输出未来时刻车辆的不确定性轨迹分布。

(2)基于启发式蒙特卡洛模拟的碰撞风险评估:本文提出的方法采用了基于车辆相对距离度量的确定性碰撞检测技术作为启发式信息,以缓解蒙特卡洛的高时间开销问题。该检测技术能够立即评估车辆碰撞概率,同时划分了安全和危险情况。当车辆处于安全和危险之间的状态时,利用启发式蒙特卡洛模拟对潜在的未来轨迹进行抽样,并通过分析潜在轨迹之间的相互作用来评估碰撞风险,最终量化为车辆未来的碰撞概率。

(3)碰撞场景搭建与碰撞风险评估性能测试:为了实证支持,依据C-NCAP,在Prescan中搭建了4种典型的碰撞场景,即直线行驶追尾碰撞场景、交叉路口侧向碰撞场景、变道超车正向碰撞场景和曲线行驶追尾碰撞场景。通过展示和分析测试结果,突出本文提出的方法能够提前预测潜在碰撞的能力,从而为驾驶员提供更多时间来应对即将发生的危险。

因此,本文提出的方法首先考虑未来车辆运动的双重不确定性以获取更精确的预测轨迹,其次采用确定性碰撞检测技术和启发式蒙特卡洛模拟以优化计算效率并量化碰撞风险,最后搭建和测试碰撞场景以验证理论的有效性.三者相互协同,可以提高在复杂交通环境下车辆运动预测的准确性和碰撞风险评估的可靠性,为驾驶安全做出贡献。

2 双重不确定性感知的概率运动预测

本节详述了本文提出的考虑双重不确定性的智能车辆未来运动预测过程。首先,采用EKF来模拟与传感器测量相关的状态感知不确定性;其次,考虑运动模型不确定性,建立不同的运动学模型来表示自车与目标车辆的运动状态。通过协调这些方法,实现了对自车以及目标车辆的短期运动预测,以适用于复杂的交通场景。

2.1 车辆状态信息获取

为了促进对车辆周围环境的全面理解,假设车辆配备了先进的车载传感系统,能够主动感知环境,获取车辆的实时状态信息,包括位置坐标、航向角、速度、角速度以及加速度。

2.2 概率运动预测

2.2.1 基于EKF的车辆状态最优估计

考虑到与传感器测量相关的状态感知不确定性,本节将获取到的车辆实时状态信息结合EKF进行更新,通过滤波技术去除传感器测量数据与实际数据之间的系统噪声、干扰、误差等影响,尽可能地还原真实信息并估计最优状态,从而保证在车辆运动期间提供准确的轨迹预测。

给定一个确定的非线性系统方程:

$$X_{t+1}=f(X_t)+Lw_t \tag{1}$$

式中:X_t、X_{t+1}分别为t和$t+1$时刻的系统状态;w_t为一个系统状态输入的高斯噪声,其具有恒定的功率谱密度$E(w_t w_{t'}^{\mathrm{T}})=S\delta(t-t')$;矩阵$L$描述了将该噪声映射到状态空间中的过程。

假设初始系统状态估计为$X_0\sim N(\hat{x}_0,\sum_{X_0})$,通过式(1)进行线性化预测,能够得到$T$时刻的状态估计为$X_T\sim N(\hat{x}_T,\sum_{X_T})$。当使用高斯混合模型时,将$f(X_t)$在$X_t$处的雅可比矩阵记作$F(t)=\nabla_{X_t}f(X_t)$,基于该雅可比矩阵,可得$T$时刻相应的期望值$\hat{x}_T$和协方差矩阵$\sum_{X_T}$,如下所示:

$$\begin{cases}\hat{x}_T=\Phi(T,0)\hat{x}_0\\ \sum_{X_T}=\Phi(T,0)\sum_{X_0}\Phi^{\mathrm{T}}(T,0)+Q(T,0)\end{cases} \tag{2}$$

其中,Q和Φ可具体表示为:

$$\begin{cases} Q(t,t_0)=\int_{t_0}^{t}\Phi(t,\tau)\mathrm{LSL}^{\mathrm{T}}\Phi^{\mathrm{T}}(t,\tau)\mathrm{d}\tau \\ \Phi(t,t_0)=\exp\left(\int_{t_0}^{t}F(\tau)\mathrm{d}\tau\right) \end{cases} \tag{3}$$

本文对非线性系统进行时间离散化处理,同时基于雅可比矩阵$F(t)$,得到相应的期望值和协方差矩阵为:

$$\begin{cases} \hat{x}_k=\Phi_{k-1}\hat{x}_{k-1} \\ \sum\nolimits_{X_k}=\Phi_{k-1}\sum\nolimits_{X_{k-1}}\Phi_{k-1}^{\mathrm{T}}+\Lambda_{k-1}S_{k-1}\Lambda_{k-1}^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{4}$$

式中:$\Phi_k=\mathrm{e}^{F(k\Delta T)\Delta T}$;$\Lambda_k=\int_0^{\Delta T}\mathrm{e}^{F(k\Delta T)\tau}L\mathrm{d}\tau$。雅可比矩阵$F(t)$在自车与目标车辆的运动学模型中给出(2.2.2小节)。

通过EKF处理,获得车辆当前状态的最优估计,作为预测车辆未来运动的基础,随后的研究都将建立在该最优状态估计的基础上。

2.2.2　基于运动状态的运动学模型构建

鉴于典型的非线性系统在线性化和离散化时会引入误差和不稳定性,本文采用以模型为基础的非线性系统,以增强轨迹预测的鲁棒性。

考虑到模型的特性、必要参数以及适当的操作条件,本文选择了CTRA模型作为自车的模型,其表达式为:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t+1) \\ \dot{y}(t+1) \\ \dot{\varphi}(t+1) \\ \dot{v}_x(t+1) \\ \dot{v}_y(t+1) \\ \dot{w}(t+1) \\ \dot{a}_x(t+1) \\ \dot{a}_y(t+1) \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} v_x(t)\cos(\varphi(t))-v_y(t)\sin t(\varphi(t)) \\ v_x(t)\sin(\varphi(t))+v_y(t)\cos(\varphi(t)) \\ w(t) \\ a_x(t)+v_y(t)w(t) \\ a_y(t)-v_x(t)w(t) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} 0&0&0 \\ 0&0&0 \\ 0&0&0 \\ 0&0&0 \\ 0&0&0 \\ 1&0&0 \\ 0&1&0 \\ 0&0&1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} w_w(t) \\ w_{ax}(t) \\ w_{ay}(t) \end{bmatrix} \tag{5}$$

式中:(x,y)为车辆当前时间的X和Y轴坐标;φ为车辆的航向角;v_x、v_y分别为车辆的纵向和侧向速度;ω为车辆的横摆角速度;a_x、a_y分别为车辆的纵向和侧向加速度;ω_ω、ω_{ax}、ω_{ay}分别为车辆的横摆角速度导数、纵向加速度导数和侧向加速度导数的干扰值。所有变量都定义在车辆参考坐标系中。

此外,考虑到与传感器测量相关的状态感知不确定性,基于模型的非线性系统可以得到自车对应的雅可比矩阵:

$$F(t)=\begin{bmatrix} 0&0&-v_x(t)\sin(\varphi(t))-v_y(t)\cos(\varphi(t)) & \cos(\varphi(t)) & -\sin(\varphi(t)) & 0 & 0&0 \\ 0&0&v_x(t)\cos(\varphi(t))-v_y(t)\cos(\varphi(t)) & \sin(\varphi(t)) & \cos(\varphi(t)) & 0 & 0&0 \\ 0&0&0 & 0 & 0 & 1 & 0&0 \\ 0&0&0 & 0 & w(t) & v_y(t) & 1&0 \\ 0&0&0 & -w(t) & 0 & -v_x(t) & 0&1 \\ 0&0&0 & 0 & 0 & 0 & 0&0 \\ 0&0&0 & 0 & 0 & 0 & 0&0 \\ 0&0&0 & 0 & 0 & 0 & 0&0 \end{bmatrix} \tag{6}$$

对于目标车辆,考虑到其状态是由自车的车载传感器测量的,并且在直道和弯道时的运动状态具有较大的差异,因此本文选择了CV和CTRV的交互式多模型来进行状态预测。其中,CV模型用于追踪目标车辆的近直线运动,CTRV模型用于追踪目标车辆转弯时的曲线运动。

CV和CTRV模型的表达式分别为:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t+1) \\ \dot{y}(t+1) \\ \dot{\varphi}(t+1) \\ \dot{v}_x(t+1) \\ \dot{v}_y(t+1) \\ \dot{w}(t+1) \\ \dot{a}_x(t+1) \\ \dot{a}_y(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x(t) \\ v_y(t) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{vx}(t) \\ w_{vy}(t) \end{bmatrix} \tag{7}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t+1) \\ \dot{y}(t+1) \\ \dot{\varphi}(t+1) \\ \dot{v}_x(t+1) \\ \dot{v}_y(t+1) \\ \dot{w}(t+1) \\ \dot{a}_x(t+1) \\ \dot{a}_y(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x(t)\cos(\varphi(t)) - v_y(t)\sin t(\varphi(t)) \\ v_x(t)\sin(\varphi(t)) + v_y(t)\cos(\varphi(t)) \\ w(t) \\ v_y(t)w(t) \\ -v_x(t)w(t) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{vx}(t) \\ w_{vy}(t) \\ w_w(t) \end{bmatrix} \tag{8}$$

式中:ω_{vx}、ω_{vy}分别为车辆纵向速度导数和侧向速度导数的干扰值。所有变量都定义在车辆参考坐标系中。

相应地,考虑到与传感器测量相关的状态感知不确定性,基于模型的非线性系统可以得到自车对应的雅可比矩阵,如式(9)所示。

$$F(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -v_x(t)\sin(\varphi(t)) - v_y(t)\cos(\varphi(t)) & \cos(\varphi(t)) & -\sin(\varphi(t)) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & v_x(t)\cos(\varphi(t)) - v_y(t)\cos(\varphi(t)) & \sin(\varphi(t)) & \cos(\varphi(t)) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & w(t) & v_y(t) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -w(t) & 0 & -v_x(t) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{9}$$

2.2.3 模型切换阈值确定与横摆角速度权重分配

当驾驶员无明显的转弯意图时,由于其驾驶习惯以及车辆主销内倾导致的自动回正效应,车辆的横向加速度很小且接近于0,此时采用CV模型(角速度为0)进行轨迹预测更为合理。如果在直线行驶时仅采用CTRV模型,那么由于传感器对横向参数感知的误差,近距离轨迹预测的准确性会降低,从而导致出现偏差较大的预测结果。研究表明,近距离轨迹预测中最大角速度的绝对值为0.2 rad/s,当驾驶员具有转弯意图(转弯或变道)并且不处于低速状态(>20 km/h)时,绝大多数情况下车辆角速度>0.2 rad/s。

因此,本节对于目标车辆的轨迹预测设定一个模型切换阈值,即:

$$|w| = 0.2\ \text{rad/s} \tag{10}$$

当目标车辆角速度的绝对值<0.2 rad/s时,认为其保持直线运动行驶,采用CV模型进行预测;当目标车辆角速度的绝对值>0.2 rad/s时,采用CTRV模型进行预测。

车道线的曲率也是影响驾驶员转弯意图的重要因素之一。在转弯时,车道线曲率、车辆横摆角速度和速度之间相互影响,存在着一定的关系,理想状态下可以用公式$vK = w$来描述。由此公式可知,车道线曲率越大,车辆通过弯道时需要的角

速度越大；反之，在曲率较小的车道上，车辆只需较小的角速度即可通过。

在实际驾驶中，车辆并非总是按照理想状态下的角速度行驶，特别是在半径较小的弯道，驾驶员更可能执行变道等操作，此时传感器获取的目标车辆角速度变得更为关键。因此，为了准确地预测车辆的轨迹，还需要考虑传感器获取的横摆角速度，记作 w_1。

本节根据转弯半径 R，赋予传感器获取的横摆角速度 w_1 与理想横摆角速度 w 一定的权重，具体的权重分配如表 1 所示。

表 1　不同弯道半径下横摆角速度 w_1 与 w 的权重分配

Table 1　Weight allocation of yaw rate w_1 and w under different bend radii

权重	弯道半径 R		
	＞50 m	20～50 m	＜20 m
w_1	0.8	0.5	0.2
w	0.2	0.5	0.8

对不同转弯半径条件下传感器获取的横摆角速度与理想横摆角速度进行加权计算，得到理论横摆角速度，记作 w_0，其值为：

$$w_0=\begin{cases}0.8w_1+0.2w, R>50\ \text{m}\\ 0.5w_1+0.5w, 20\ \text{m}\leqslant R\leqslant 50\ \text{m}\\ 0.2w_1+0.8w, R<20\ \text{m}\end{cases}\tag{11}$$

通过对横摆角速度的权重分配和加权计算，可以有效降低传感器带来的横摆角速度误差。在弯道较小的情况下，车辆使自身转弯半径与弯道半径尽可能一致以确保平稳通过弯道；而在弯道较大的情况下，车辆可能执行其他操作，此时传感器获取的横摆角速度数据更具参考价值。

3　基于启发式蒙特卡洛模拟的碰撞风险评估

本节介绍基于启发式蒙特卡洛模拟的碰撞风险评估方法。该方法考虑了车辆轨迹的不确定性，通过在潜在未来轨迹的高斯分布中进行启发式蒙特卡洛模拟，评估了每一对可能发生碰撞的轨迹点，并将碰撞风险量化为未来碰撞概率。在这个过程中，基于车辆相对位置的确定性碰撞检测作为启发式信息，划分了绝对安全/危险区域，并对此区域中的两车轨迹点直接输出碰撞概率结果，极大程度缓解了蒙特卡洛高效率与高精度难权衡的问题。

3.1　确定性碰撞概率计算

在动态驾驶场景中，并不需要在每个时刻都进行连续的碰撞概率检测，这样做可能会导致大量的计算资源浪费。此外，驾驶员通常在感知到车辆在安全距离范围内时不会过于关注潜在的碰撞。鉴于这一背景，本节引入了一种用于结构化道路的确定性安全评估检测算法，自动根据自车与目标车辆在同一时刻的相对距离（纵向或横向距离）划分绝对安全/危险区域，从而确定碰撞的可能性。如果自车与目标车辆的轨迹都符合绝对安全/危险距离标准，那么可以直接推断出碰撞概率，而不考虑轨迹的不确定性。否则，将考虑轨迹的不确定性来估计碰撞概率。

确定性碰撞检测的标准如式（12）所示，通过自车与目标车辆中心点之间的关系来判断是否会发生碰撞。

$$\begin{cases}P_{\text{coll}}=0\leftarrow\Delta L_{\text{si}}=2v_{\text{v}}\begin{cases}\left|(x_{\text{v}}-x_{\text{o}})\cos(\varphi_{\text{o}})+(y_{\text{v}}-y_{\text{o}})\sin(\varphi_{\text{o}})\right|\geqslant\dfrac{\sqrt{L_{\text{v}}^2+D_{\text{v}}^2}}{2}+\sin\left(\alpha+\left|\Delta\varphi\right|\right)+\dfrac{L_{\text{o}}}{2}+\Delta L_{\text{si}}\\ \text{and}\\ \left|(y_{\text{v}}-y_{\text{o}})\cos(\varphi_{\text{o}})-(x_{\text{v}}-x_{\text{o}})\sin(\varphi_{\text{o}})\right|\geqslant\dfrac{\sqrt{L_{\text{v}}^2+D_{\text{v}}^2}}{2}+\sin\left(\beta+\left|\Delta\varphi\right|\right)+\dfrac{D_{\text{o}}}{2}+\Delta D_{\text{s}}\end{cases}\\ P_{\text{coll}}=1\leftarrow\Delta D_{\text{s}}=0.2D_{\text{v}}\begin{cases}\left|(x_{\text{v}}-x_{\text{o}})\cos(\varphi_{\text{o}})+(y_{\text{v}}-y_{\text{o}})\sin(\varphi_{\text{o}})\right|\leqslant\dfrac{\sqrt{L_{\text{v}}^2+D_{\text{v}}^2}}{2}+\sin\left(\alpha+\left|\Delta\varphi\right|\right)+\dfrac{L_{\text{o}}}{2}+\Delta L_{\text{si}}\\ \text{or}\\ \left|(y_{\text{v}}-y_{\text{o}})\cos(\varphi_{\text{o}})-(x_{\text{v}}-x_{\text{o}})\sin(\varphi_{\text{o}})\right|\leqslant\dfrac{\sqrt{L_{\text{v}}^2+D_{\text{v}}^2}}{2}+\sin\left(\beta+\left|\Delta\varphi\right|\right)+\dfrac{D_{\text{o}}}{2}+\Delta D_{\text{s}}\end{cases}\end{cases}\tag{12}$$

式中：L_{v}、D_{v}、L_{o}、D_{o} 分别为自车与目标车辆的长度和宽度；v_{v} 为自车的行驶速度；ΔL_{si}、ΔD_{s} 分别为纵向和横向安全距离；α，β 分别为自车中心点、端点连线与短边和长边形成的夹角；$\left|\Delta\varphi\right|$ 为自车与目标车辆航向角的差的绝对值。

碰撞概率是基于自车与目标车辆之间的安全威胁间隙计算的，如图 2 所示。当两车的纵向和横向安全条件均成立，且符合绝对安全阈值

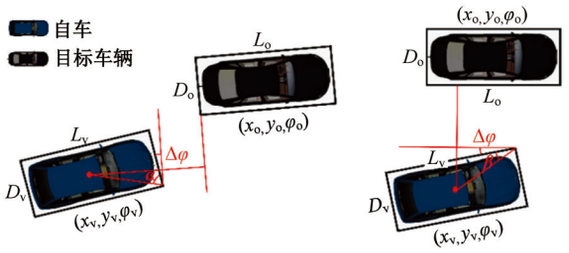


图 2 碰撞检测图

Fig. 2 Collision detection diagram

$\triangle L_{si}=2v_v$ 时,两车处于绝对安全范围,不会发生碰撞,碰撞概率 P_{coll} 直接输出 0;当两车的纵向或横向安全条件不成立,且符合绝对危险阈值 $\triangle D_s=0.2D_v$ 时,两车处于绝对危险范围,一定会发生碰撞,碰撞概率 P_{coll} 直接输出 1。

3.2 不确定性碰撞概率计算

当自车与目标车辆处于安全和危险之间的状态时,需要考虑轨迹的不确定性,本节通过启发式蒙特卡洛模拟对潜在的未来轨迹进行抽样,利用联合高斯概率密度函数的期望值和协方差矩阵进行不确定性碰撞概率计算。

首先对车辆进行构型:设自车状态为 $\boldsymbol{x}_v=(x_v,y_v,\varphi_v)^T$,目标车辆状态为 $\boldsymbol{x}_o=(x_o,y_o,\varphi_o)^T$。$(x,y)$ 为车辆的位置坐标,φ 为车辆的方向角。此外,自车与目标车辆的形状分别记为 $\mathbb{V}_v$ 和 $\mathbb{V}_o$。如图 3 所示,$\mathbb{V}_v\cap\mathbb{V}_o\neq\varnothing$ 表示自车与目标车辆所占据的空间位置存在交集,即它们之间发生碰撞。

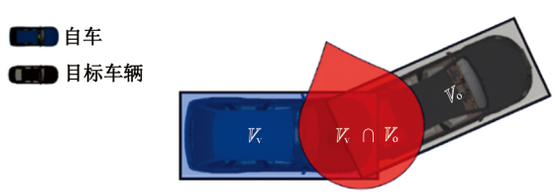


图 3 自车与目标车辆的碰撞图

Fig. 3 Diagram of collision between ego and object vehicle

其次,进行不确定性建模:期望值为 $\hat{\boldsymbol{x}}$、协方差矩阵为 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的状态向量的概率密度函数为:

$$p(\boldsymbol{x})=\frac{1}{(\sqrt{2\pi})^3\sqrt{\det(\boldsymbol{\Sigma})}}\mathrm{e}^{-\frac{1}{2}((\boldsymbol{x}-\hat{\boldsymbol{x}})^T\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{x}-\hat{\boldsymbol{x}}))} \tag{13}$$

式中:$\boldsymbol{\Sigma}$ 为一个 3×3 的矩阵,通过 EKE 得出。

$$\boldsymbol{\Sigma}=\begin{bmatrix}\delta_x^2 & \rho_{xy}\sigma_x\sigma_y & \rho_{x\varphi}\sigma_x\sigma_\varphi\\ \rho_{xy}\sigma_x\sigma_y & \sigma_y^2 & \rho_{y\varphi}\sigma_y\sigma_\varphi\\ \rho_{x\varphi}\sigma_x\sigma_\varphi & \rho_{y\varphi}\sigma_y\sigma_\varphi & \sigma_\varphi^2\end{bmatrix} \tag{14}$$

将自车与目标车辆的概率密度函数分别记作 p_v 和 p_o,定义 $p_v=(\boldsymbol{x}_v,\boldsymbol{\Sigma}_v,\mathbb{V}_v)$,$p_o=(\boldsymbol{x}_o,\boldsymbol{\Sigma}_o,\mathbb{V}_o)$,则两车的碰撞概率为:

$$P_{coll}(v,o)=\int_D p_v(\boldsymbol{x}_v,\boldsymbol{\Sigma}_v,\mathbb{V}_v)\cdot p_o(\boldsymbol{x}_o,\boldsymbol{\Sigma}_o,\mathbb{V}_o)\mathrm{d}x_v\mathrm{d}y_v\mathrm{d}\varphi_v\mathrm{d}x_o\mathrm{d}y_o\mathrm{d}\varphi_o \tag{15}$$

其中,

$$D=\{(x_v,y_v,\varphi_v,x_o,y_o,\varphi_o\in R^6)|\mathbb{V}_v(x_v,y_v\varphi_v)\cap\mathbb{V}_o(x_o,y_o\varphi_o)\neq\varnothing\}$$

再次通过启发式蒙特卡洛模拟计算不确定性碰撞概率:对于上述自车与目标车辆碰撞概率公式的求解,采用启发式蒙特卡洛模拟方法。首先,以确定性碰撞检测(3.1 节)作为启发式信息,当自车与目标车辆的纵向和横向相对距离均符合绝对安全阈值时,表明两车处于安全区域,碰撞概率 $P_{coll}(v,o)$ 直接输出 0;当两车的纵向或横向相对距离符合绝对危险阈值时,表明其处于危险区域,碰撞概率 $P_{coll}(v,o)$ 直接输出 1。其次,若两车介于安全与危险区域之间,则需要考虑其轨迹的不确定性,采用蒙特卡洛模拟方法计算碰撞概率,其基本思想是从系统模型的输入变量中随机抽样,并遵循其真实的数学分布。对于随机抽样得到的每一个输入变量,进行模拟实验以确定事件的发生。然后,对大量模拟结果进行统计分析,基于事件的复现率估计系统中特定因素的概率分布。通过蒙特卡洛模拟,可将式(15)改写为:

$$P_{coll}(v,o)=\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}[p_v(\boldsymbol{x}_v,\boldsymbol{\Sigma}_v,\mathbb{V}_v)\cdot\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}p_o(\boldsymbol{x}_o,\boldsymbol{\Sigma}_o,\mathbb{V}_o)\Upsilon\mathrm{d}x_o\mathrm{d}y_o\mathrm{d}\varphi_o]\mathrm{d}x_v\mathrm{d}y_v\mathrm{d}\varphi_v \tag{16}$$

对于 2 个函数 f 和 h,可使用如下方法近似计算 f 和 h 乘积的积分:

$$\int f(y)h(y)\mathrm{d}y=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}h(y_i)$$

所以,依据此方法,通过启发式蒙特卡洛模拟后的两车碰撞计算概率公式可重新表示为:

$$\begin{cases}P_{coll}(v,o)=\dfrac{1}{N_c}\displaystyle\sum_{i=1}^{N_c}\Upsilon(\mathbb{V}(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi}),\mathbb{V}(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi}))\\ \Upsilon(\mathbb{V}_v(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi}),\mathbb{V}_o(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi}))=\\ \quad\begin{cases}1, & \mathbb{V}_v(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi})\cap\mathbb{V}_o(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi})\neq\varnothing\\ 0, & \mathbb{V}_v(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi})\cap\mathbb{V}_o(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi})=\varnothing\end{cases}\end{cases} \tag{17}$$

式中:N_c 为用于自车位置与目标车辆位置的蒙特卡洛样本总数;$(x_{v1},y_{v1},\varphi_{v1})\cdots(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi})$ 和 $(x_{o1},y_{o1},\varphi_{o1})\cdots(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi})$ 分别为自车与目标车辆的概率密度函数给出的样本值;$\Upsilon(\mathbb{V}_v,\mathbb{V}_o)$ 为对

自车 $\mathbb{V}_v$ 与目标车辆 $\mathbb{V}_o$ 进行碰撞检测，当 $\Upsilon=1$ 时，$\mathbb{V}_v$ 和 $\mathbb{V}_o$ 在空间上存在交集，表明两车发生了碰撞，反之，当 $\Upsilon=0$ 时，表明两车没有发生碰撞。

最后输出碰撞概率结果：在一次预测步骤中，对自车与目标车辆进行了5个不同时间点的轨迹预测，对其中所有介于安全和危险之间的时间离散化位置点进行蒙特卡洛方法的碰撞概率计算，最终取5个时间点的碰撞概率的最大值作为碰撞概率输出结果，即：

$$P_{\text{coll}}(v,o)=\max\left(\left[P_{\text{coll}}^{t=1}(v,o),\cdots,P_{\text{coll}}^{t=5}(v,o)\right]\right) \tag{18}$$

3.3　CDU-CRA 算法

CDU-CRA 算法如算法 1 所示。第 1 行和第 2 行采用 EKF 获取自车与目标车辆的实时状态信息。第 3 行到第 6 行基于模型切换阈值确定以及横摆角速度权重分配实现目标车辆运动模型的切换。第 8 行和第 9 行利用运动模型预测两车未来的轨迹。第 10 行到第 14 行采用确定性碰撞检测，基于车辆相对位置区分安全和危险情况，并输出相应的碰撞概率。第 17 行到第 24 行进行启发式蒙特卡洛模拟，将碰撞风险量化为未来碰撞概率。第 26 行和第 27 行选择 5 个时间点中碰撞概率的最大值作为最终碰撞风险。

算法 1　CDU-CRA 算法

算法：CDU-CRA 算法
输入：自车与目标车辆的状态参数
输出：碰撞概率 $P_{\text{coll}}(v,o)$
1.$\left[x_v,y_v,\varphi_v,v_{xv},v_{yv},w_v,a_{xv},a_{yv}\right]=\text{EKF(ego)}$；//通过 EKF 更新自车状态；
2.$\left[x_o,y_o,\varphi_o,v_{xo},v_{yo},w_o,a_{xo},a_{yo}\right]=\text{EKF(object)}$；//通过 EKF 更新目标车辆状态；
3.if$|w|<0.2$ then//w 已经完成权重分配；
4.MotionModel()=CV；//目标车辆；
5.else if$|w|\geqslant 0.2$ then
6.MotionModel()=CTRV；
7.end if
8.$(\hat{x}_{vi},\Sigma_{vi})=\text{CTRA(ego)}$；//自车 $X_v=[(x_{v1},y_{v1},\varphi_{v1}),\cdots,(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi})]$
9.$(\hat{x}_{oi},\Sigma_{oi})=\text{CV(object) or CTRV(object)}$；//目标车辆：$X_o=[(x_{o1},y_{o1},\varphi_{o1}),\cdots,(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi})]$
10.if$\left|(x_v-x_o)\cos(\varphi_o)+(y_v-y_o)\sin(\varphi_o)\right|\geqslant L_{\text{safety}}$ and$\left|(y_v-y_o)\cos(\varphi_o)-(x_v-x_o)\sin(\varphi_o)\right|\geqslant D_{\text{safety}}$ then
11.$P_{\text{coll}}(v,o)=0$；
12.break；
13.else if$\left|(x_v-x_o)\cos(\varphi_o)+(y_v-y_o)\sin(\varphi_o)\right|\leqslant L_{\text{safety}}$ or$\left|(y_v-y_o)\cos(\varphi_o)-(x_v-x_o)\sin(\varphi_o)\right|\leqslant D_{\text{safety}}$ then
14.$P_{\text{coll}}(v,o)=1$；
15.break；
16.else
17.for $i\leftarrow 1$ to N_c do //N_c 为 MC 样本总数；
18.if $\mathbb{V}_v(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi})\cap\mathbb{V}_o(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi})\neq\varnothing$ then
19.$\Upsilon(\mathbb{V}_v(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi})\cap\mathbb{V}_o(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi}))=1$；
20.else
21.$\Upsilon(\mathbb{V}_v(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi})\cap\mathbb{V}_o(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi}))=0$；
22.end if
23.end for
24.$P_{\text{coll}}(v,o)=\dfrac{1}{N_c}\sum_{i=1}^{N_c}\Upsilon(\mathbb{V}_v(x_{vi},y_{vi},\varphi_{vi})\cap\mathbb{V}_o(x_{oi},y_{oi},\varphi_{oi}))$
25.end if
26.$P_{\text{coll}}(v,o)=\max\left(\left[P_{\text{coll}}^{t=1}(v,o),\cdots,P_{\text{coll}}^{t=5}(v,o)\right]\right)$；
27.return $P_{\text{coll}}(v,o)$；

4　性能评估

为了验证和评估提出的 CDU-CRA 方法，在 Prescan 平台上搭建了 4 种典型的碰撞场景以进行实验测试，通过展示和分析每个场景下的碰撞概率输出结果，证明该碰撞风险评估方法的预测准确性。

4.1　实验设置

4.1.1　评估参数设置

本文采用 Prescan、Matlab 和 Simulink 进行联合仿真。在 Prescan 中搭建多种经典碰撞场景，包括道路形状设置、车辆轨迹设置以及传感器参数设置等；在 Simulink 中实现传感器信息的接收与发送；在 Matlab 中完成其余步骤，包括传感器信息获取、最优状态估计、轨迹预测、确定性碰撞检测以及碰撞概率计算。下面给出仿真测试评估所需参数的具体数值设置：

自车选用 BWM X5 SUV 作为模型，长度为 4.79 m，宽度为 2.17 m；目标车辆选用 Audi A8 Sedan 作为模型，长度为 5.21 m，宽度为 2.04 m；传感器采用 Object Camera Sensor、AIR Sensor、Lane Marker，用于自车获取目标车辆的相对位置、相对速度等信息，帧率设置为 20 Hz。同时，对传感器噪声、过程噪声和自车与目标车辆的协方差矩阵赋予初始值，如表 2 所示。

4.1.2　评估环境设置

为了验证和评估本方法的可靠性与准确性，依据 C-NCAP 从交通数据库中选取 4 种典型的碰撞场景，并在 Prescan 中进行场景搭建，具体场景如图 4 所示，包括直线行驶追尾碰撞场景、交叉路口侧向碰撞场景、变道超车正向碰撞场景和曲线行驶追尾碰撞场景，图中左侧小车代表自车，右侧小车代表目标车辆，且忽略道路中其他车辆的影响。

表2 传感器噪声、过程噪声以及车辆协方差矩阵初始值赋予

Table 2 Initial value assignment of sensor noise, process noise and vehicle covariance matrix

参数	数值
自车初始协方差	$\sum_X^E(0)=0_{8\times8}$
自车初始过程噪声	$S_a^E=(0.31\mathrm{m/s^3})^2\mathrm{s}^{-1}$, $S_w^E=(1.28^{\circ}/\mathrm{s}^2)^2\mathrm{s}^{-1}$
自车传感器噪声	[$v_x=0.32$, $v_y=0.32$, $w=0.04$, $a_x=0.01$, $a_y=0.05$, $\dot{w}=0.1$, $\dot{a}_x=0.1$, $\dot{a}_y=0.05$]
目标车初始协方差	$\sum_X^O(0)=\mathrm{diag}$ [0.5 m 0.5 m 0.3 rad 0.2m/s 0.2 m/s 0.2 rad/s 0.2 m/s^2 0.2 m/s^2]
目标车初始过程噪声	$S_x^E=S_y^E=(0.5\ \mathrm{m/s^2})^2\mathrm{s}^{-1}$, $S_w^E=(0.262\ \mathrm{rad/s^2})^2\mathrm{s}^{-1}$
目标车传感器测量噪声	[$p_x=0.32$, $p_y=0.32$, $v_x=0.1$, $v_y=0.1$, $w=0.04$, $a_x=0.1$, $a_y=0.05$]

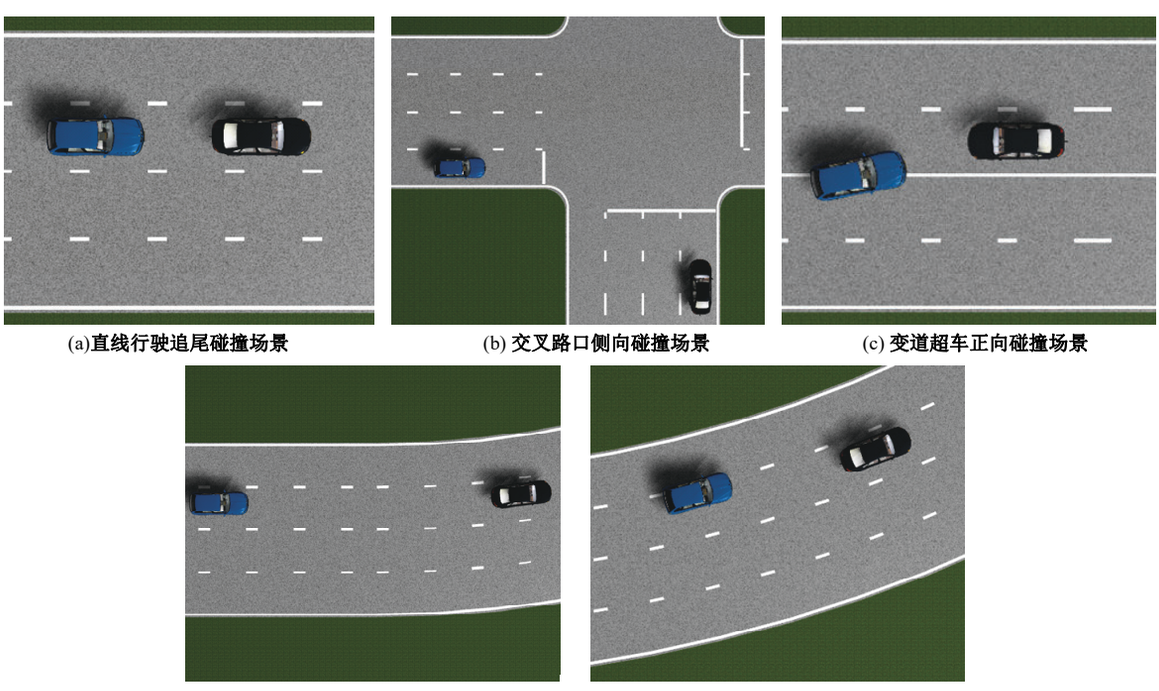
直线行驶追尾碰撞场景:在该场景中,设置自车与目标车辆之间的初始距离为80 m,并始终保证两车位于同一车道。自车以15 m/s的速度向前保持直线行驶,目标车辆以10 m/s的速度与自车同向保持直线行驶。

交叉路口侧向碰撞场景:在该场景中,设置自车与目标车辆初始分别位于交叉路口处相邻的2条道路内,且保持直线行驶。自车以15 m/s的初始速度向前行驶,目标速度为17 m/s,目标车辆以10 m/s的速度向前行驶,两车最终在交叉路口处发生碰撞。

变道超车正向碰撞场景:在该场景中,设置自车与目标车辆之间的初始距离为198 m,距离自车初始位置有一辆停止的障碍车(超车对象),自车将在距离初始位置196 m处执行变道超车,然后以15 m/s的速度向前行驶。目标车辆在相邻车道以12 m/s的速度与自车对向保持直线行驶。

曲线行驶追尾碰撞场景:在该场景中,设置自车与目标车辆之间的初始距离为80 m,并始终保证两车位于同一车道。目标车辆以10 m/s的速度向前保持直线行驶,在9 s时,进入曲率为0.01的弯道,并继续以10 m/s的速度向前行驶。自车以15 m/s的速度与目标车辆保持同向行驶,进入弯道后,继续以15 m/s的速度向前行驶,两车最终在弯道处发生碰撞。

在曲线行驶追尾碰撞场景中,目标车辆使用不同的运动模型进行轨迹预测,即当目标车辆处于直线道路时,使用CV模型进行轨迹预测,进入曲线道路后,使用CTRV模型进行轨迹预测。因此,本文将曲线行驶追尾碰撞场景分为直线道路阶段和曲线道路阶段。



(a)直线行驶追尾碰撞场景 (b) 交叉路口侧向碰撞场景 (c) 变道超车正向碰撞场景

(d) 曲线行驶追尾碰撞场景(直线道路阶段) (e) 曲线行驶追尾碰撞场景(曲线道路阶段)

图4 4种典型碰撞场景

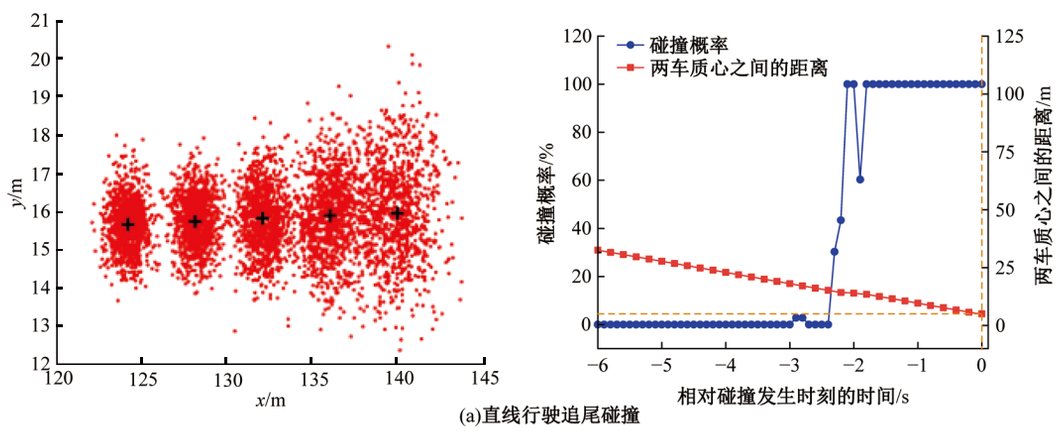
Fig. 4 Four typical collision scenarios

4.2　实验结果

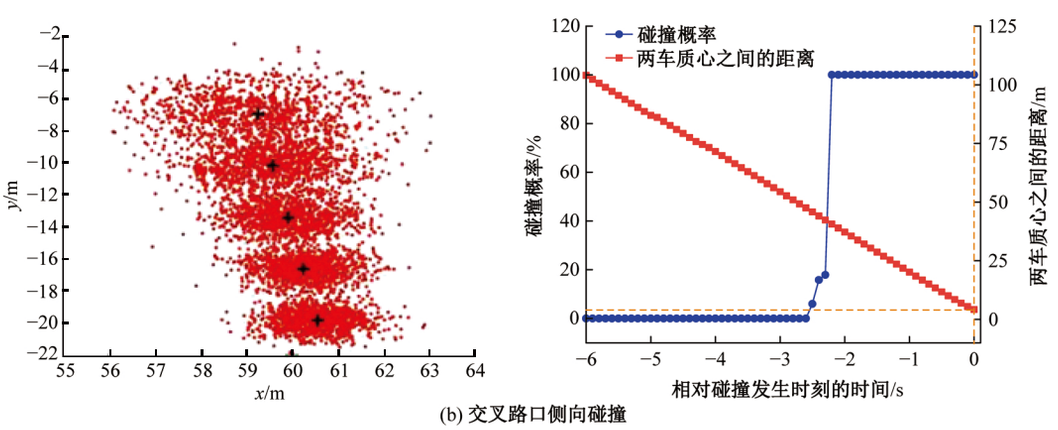
4种碰撞场景仿真测试的实验结果如图5所示。左侧图片展示了目标车辆联合高斯概率分布的不确定性轨迹预测结果，其中“十字”为预测位置的均值点，“点”为运用启发式蒙特卡洛方法采点1 000次的可能位置分布。特别地，在曲线行驶追尾碰撞场景中，当目标车辆处于直线道路阶段时，使用CV模型进行轨迹预测，进入曲线道路阶段后，使用CTRV模型进行轨迹预测。右侧图片展示了碰撞概率输出结果，其中横轴为相对碰撞发生时刻的时间，左纵轴为碰撞概率，右纵轴为两车质心之间的距离。本文基于自车与目标车辆未来2 s的预测轨迹计算潜在碰撞概率，因此以碰撞前2 s的时刻为起始参考点，即相对碰撞发生前2 s及之后时刻，碰撞概率结果能够稳定地输出一个较高的值。

4.3　结果分析

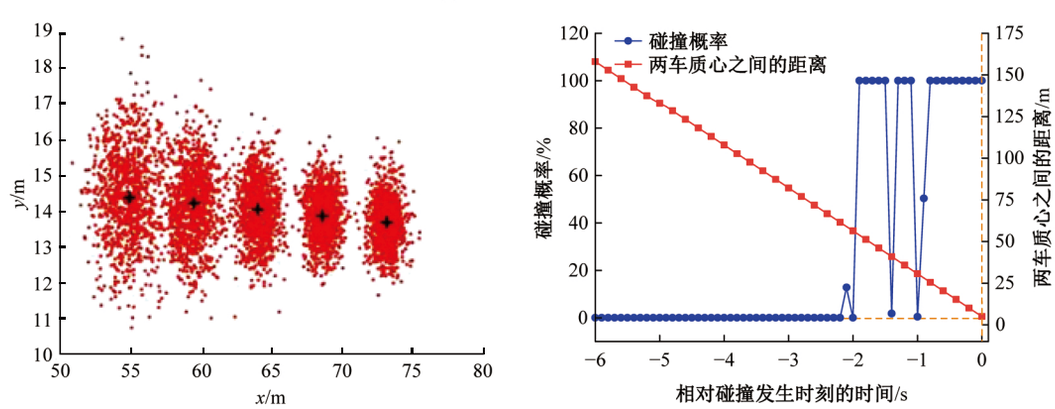
如图5(a)(b)所示，在直线行驶追尾碰撞和交叉路口侧向碰撞场景中，两车的运动相对简单，且没有明显驾驶意图变化，本文提出的方法能够在距相对碰撞发生还有2 s的时刻给出100%的碰撞概率预警，并且在之后的时刻都稳定维持在100%的碰撞概率输出。如图5(c)所示，在变道超车正向碰撞场景中，本文提出的方法同样在距



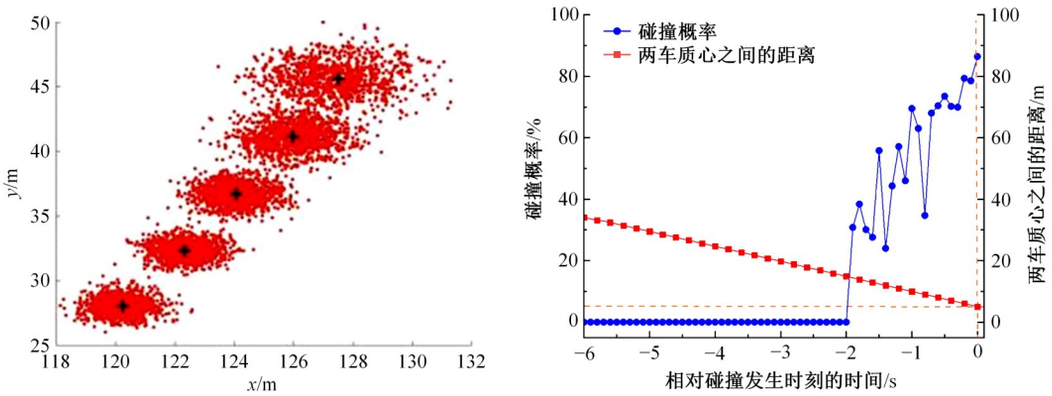
(a)直线行驶追尾碰撞



(b) 交叉路口侧向碰撞



(c) 变道超车正向碰撞



(d) 曲线行驶追尾碰撞

图5 仿真测试结果

Fig. 5 Simulation test results

相对碰撞发生还有2 s的时刻给出100%的碰撞概率预警。此外,尽管驾驶员在碰撞前的1.5 s和1 s执行了变道和回正操作,使自车的状态出现了多次突然变化,依然能够立即给出100%的碰撞概率预警,说明本文提出的方法能够实时适应驾驶员操作变化,对新的危险情况做出及时预警。如图5(d)所示,在曲线行驶追尾碰撞场景中,由于车辆曲线运动相对复杂,且近距离时传感器获取的目标车辆信息存在误差,故碰撞概率输出没有直线运动时那么理想,但在距相对碰撞还有2 s的时刻,本文提出的方法已经能够预测到20%~30%的碰撞概率,并且在碰撞发生前的1.5 s,碰撞概率输出已超过50%,能够提供有价值的预警信息。

当前,现有碰撞风险评估方法往往依赖于固定参数或简化的交通模型,限制了它们在复杂或不确定条件下的评估能力。相比于现有技术,本文提出的方法在评估车辆碰撞风险以及捕捉驾驶员操作变化方面展现了较高的准确性和灵活性,并且还能够实时更新风险评估,满足复杂交通场景的需求。

此外,触发碰撞避免措施的阈值能够在车辆与环境交互过程中标记,在本文中将碰撞概率输出>50%作为判断车辆存在碰撞风险的阈值。

总之,本文提出的方法能够在多种场景,尤其是直线驾驶场景下,准确检测潜在碰撞风险,表现出优秀的实时性和准确性,具有很高的应用价值。

5 结束语

本文介绍了一种考虑双重不确定性的碰撞风险评估(CDU-CRA)方法,包括多状态感知不确定性以及考虑驾驶员控制输入与道路几何的多因素运动模型不确定性,以确保对潜在碰撞的提前检测与避让。首先,进行车辆不确定性轨迹预测。采用EKF完成车辆状态估计,并基于车辆运动状态构建了不同的运动学模型(自车选用CTRA模型,目标车辆选用CV和CTRV交互式多模型)。同时,引入模型切换阈值和横摆角速度权重以实现目标车辆在不同运动模型之间的切换,使其更加适配复杂的交通场景。其次,通过启发式蒙特卡洛模拟对所有可能发生碰撞的轨迹点进行评估,并量化为车辆未来碰撞概率。在此过程中,以基于车辆相对距离度量的确定性碰撞检测作为启发式信息,划分了绝对安全/危险区域,并对此区域中的两车轨迹点直接输出碰撞概率结果,显著提高碰撞风险估计效率。最后,进行理论方法验证与评估。在Prescan中搭建了直线行驶追尾碰撞、交叉路口侧向碰撞、变道超车正向碰撞和曲线行驶追尾碰撞4种典型的碰撞场景,并对各个碰撞场景中两车未来的碰撞概率输出进行分析。结果表明,本文提出的方法能够在多种碰撞场景中提前2 s感知潜在碰撞风险,并提供100%的碰撞概率预警,实现了在短期运动预测中准确评估碰撞风险。

然而,本文方法仍有发展改进的潜力。目前,CDU-CRA方法仅限于软件的仿真模拟测试,并且碰撞场景的搭建都较为简单。为了解决这个问题,计划在后续的工作中能够进行实车测试,以便进一步的验证与改善。

参考文献:

[1] Huang C, Hang P, Hu Z, et al. Collision-probabili-

ty-aware human-machine cooperative planning for safe automated driving[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(10): 9752-9763.

[2] Katrakazas C, Quddus M, Chen W H. A new integrated collision risk assessment methodology for autonomous vehicles[J]. Accident Analysis & Prevention, 2019, 127: 61-79.

[3] Tan H S, Huang J. DGPS-based vehicle-to-vehicle cooperative collision warning: Engineering feasibility viewpoints[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(4): 415-428.

[4] Hillenbrand J, Spieker A M, Kroschel K. A multilevel collision mitigation approach—Its situation assessment, decision making, and performance tradeoffs [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(4): 528-540.

[5] Noh S, An K. Decision-making framework for automated driving in highway environments[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(1): 58-71.

[6] Chu K, Lee M, Sunwoo M. Local path planning for off-road autonomous driving with avoidance of static obstacles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(4): 1599-1616.

[7] Kaempchen N, Schiele B, Dietmayer K. Situation assessment of an autonomous emergency brake for arbitrary vehicle-to-vehicle collision scenarios[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(4): 678-687.

[8] Ferguson D, Darms M, Urmson C, et al. Detection, prediction, and avoidance of dynamic obstacles in urban environments[C]//Proceedings of the 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Eindhoven: IEEE, 2008: 1149-1154.

[9] Yang Z, Shi C, Zheng Y, et al. A study on a vehicle semi-active suspension control system based on road elevation identification[J]. Plos One, 2022, 17(6): No. e0269406.

[10] Greene D, Liu J, Reich J, et al. An efficient computational architecture for a collision early-warning system for vehicles, pedestrians, and bicyclists[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(4): 942-953.

[11] Kim J H, Kum D S. Threat prediction algorithm based on local path candidates and surrounding vehicle trajectory predictions for automated driving vehicles [C]//Proceedings of the 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Seoul: IEEE, 2015: 1220-1225.

[12] Kim J, Kum D. Collision risk assessment algorithm via lane-based probabilistic motion prediction of surrounding vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(9): 2965-2976.

[13] Toledo M R, Zamora I M A. IMM-based lane-change prediction in highways with low-cost GPS/INS[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(1): 180-185.

[14] Kasper D, Weidl G, Dang T, et al. Object-oriented bayesian networks for detection of lane change maneuvers[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2012, 4(3): 19-31.

[15] Schreier M, Willert V, Adamy J. An integrated approach to maneuver-based trajectory prediction and criticality assessment in arbitrary road environments [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(10): 2751-2766.

[16] Kim I H, Bong J H, Park J, et al. Prediction of driver's intention of lane change by augmenting sensor information using machine learning techniques[J]. Sensors, 2017, 17(6): No. 17061350.

[17] Bahram M, Hubmann C, Lawitzky A, et al. A combined model-and learning-based framework for interaction-aware maneuver prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17 (6): 1538-1550.

[18] Bahram M, Lawitzky A, Friedrichs J, et al. A game-theoretic approach to replanning-aware interactive scene prediction and planning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(6): 3981-3992.

[19] Li Y, Yu R, Shahabi C, et al. Diffusion convolutional recurrent neural network: Data-driven traffic forecasting[J]. Arxiv Preprint, 2017, 7: No. 170701926.

[20] Gao H, Su H, Cai Y, et al. Trajectory prediction of cyclist based on dynamic Bayesian network and long short-term memory model at unsignalized intersections[J]. Science China Information Sciences, 2021, 64(7): No. 172207.

[21] Wang H, Lu B, Li J, et al. Risk assessment and mitigation in local path planning for autonomous vehicles with LSTM based predictive model[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2021, 19(4): 2738-2749.

[22] Deo N, Trivedi M M. Multi-modal trajectory prediction of surrounding vehicles with maneuver based lstms[C]//Proceedings of the 2018 IEEE Intelligent Ve-

hicles Symposium. Changshu: IEEE, 2018: 1179-1184.

[23] Gao Z, Bao M, Gao F, et al. Probabilistic multimodal expected trajectory prediction based on LSTM for autonomous driving[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2023, 238: No. 09544070231167906.

[24] Sheng Z, Xu Y, Xue S, et al. Graph-based spatial-temporal convolutional network for vehicle trajectory prediction in autonomous driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(10): 17654-17665.

[25] Sui Z, Zhou Y, Zhao X, et al. Joint intention and trajectory prediction based on transformer[C]//Proceedings of the 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Prague: IEEE, 2021: 7082-7088.

[26] Chen X, Zhang H, Zhao F, et al. Vehicle trajectory prediction based on intention-aware non-autoregressive transformer with multi-attention learning for Internet of Vehicles[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.

[27] Huang Y, Du J, Yang Z, et al. A survey on trajectory-prediction methods for autonomous driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022, 7(3): 652-674.

[28] Joerer S, Segata M, Bloessl B, et al. A vehicular networking perspective on estimating vehicle collision probability at intersections[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 63(4): 1802-1812.

[29] Campos G R, Runarsson A H, Granum F, et al. Collision avoidance at intersections: A probabilistic threat-assessment and decision-making system for safety interventions[C]//Proceedings of the 2014 IEEE 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Qingdao: IEEE, 2014: 649-654.

30] Tan H S, Huang J. DGPS-based vehicle-to-vehicle cooperative collision warning: Engineering feasibility viewpoints[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(4): 415-428.

[31] Tao L, Watanabe Y, Li Y, et al. Collision risk assessment service for connected vehicles: Leveraging vehicular state and motion uncertainties[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(14): 11548-11560.

[32] Lambert A, Gruyer D, Saint Pierre G. A fast monte carlo algorithm for collision probability estimation[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Hanoi: IEEE, 2008: 406-411.

[33] Ammoun S, Nashashibi F. Real time trajectory prediction for collision risk estimation between vehicles[C]//Proceedings of the IEEE 5Th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing. Cluj-Napoca: IEEE, 2009: 417-422.

[34] Houénou A, Bonnifait P, Cherfaoui V. Risk assessment for collision avoidance systems[C]//Proceedings of the 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Qingdao: IEEE, 2014: 386-391.

[35] Lee K, Peng H. Evaluation of automotive forward collision warning and collision avoidance algorithms[J]. Vehicle System Dynamics, 2005, 43(10): 735-751.

[36] Lambert A, Gruyer D, Saint P G. A fast monte carlo algorithm for collision probability estimation[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Hanoi: IEEE, 2008: 406-411.