非理想通信环境下车辆编队跟驰换道协同控制*

胡美婷　刘强

（中山大学深圳智能工程学院，深圳 518107）

【摘要】为了解决车辆编队换道过程中，因车对车（V2V）通信环境不理想而导致协同控制不稳定的问题，提出一种融合深度确定性策略梯度（DDPG）和模型预测控制（MPC）的协同控制方法。首先，基于无线信道衰落理论构建包含时延、噪声干扰和随机中断的非理想V2V通信模型；随后，优化多智能体DDPG算法，设计包含通信质量指数、横向跟踪偏差等因素的多维奖励函数，输出协同决策下的未来参考轨迹；最后，基于MPC生成并执行平滑的转向角与加速度控制序列。仿真结果表明：相较于传统方法，在通信时延环境下，提出方法的编队间距误差和横向跟踪误差分别降低59.11%、48.81%；在通信干扰和中断场景下，该方法的换道成功率最大提升16.73%，能够维持车辆编队稳定，实现安全换道。

主题词：交通控制　车辆编队　非理想车载通信　强化学习

中图分类号：U463.3　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250346

Cooperative Control of Vehicle Platoon Following and Lane Changing under Non-Ideal Communication

Hu Meiting, Liu Qiang

（School of Intelligent Engineering, Sun Yat-sen University, Shenzhen 518107）

【Abstract】In order to solve the problem of unstable cooperative control caused by unsatisfactory Vehicle-to-Vehicle (V2V) communication environment in the process of vehicle formation lane change, a cooperative control method combining Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) and Model Predictive Control (MPC) is proposed. Firstly, a non-ideal V2V communication model including delay, noise interference and random interruption is constructed based on the wireless channel fading theory. Then, the multi-agent DDPG algorithm is optimized, and a multi-dimensional reward function including communication quality index, lateral tracking deviation and other factors is designed to output the future reference trajectory under collaborative decision-making. Finally, smooth steering angle and acceleration control sequences are generated and executed based on MPC. The simulation results show that compared with the traditional method, the formation spacing error and lateral tracking error of the proposed method are reduced by 59.11% and 48.81% respectively in the communication delay environment. In the scenario of communication interference and interruption, the lane change success rate of this method is increased by 16.73% at most, which can maintain the stability of vehicle formation and realize safe lane change.

Key words: Traffic control, Vehicle platooning, Non-ideal vehicular communication, Reinforcement learning

【引用格式】胡美婷, 刘强 . 非理想通信环境下车辆编队跟驰换道协同控制[J]. 汽车技术, 2026(4): 1-9.

HU M T, LIU Q. Cooperative Control of Vehicle Platoon Following and Lane Changing under Non-Ideal Communication[J]. Automobile Technology, 2026(4): 1-9.

1　前言

智能车辆编队是智能网联汽车交通安全与能效应用研究中的重要场景，依靠车联网（Vehicle to Everything，V2X）通信技术[1]可实现车队内部车辆、外部交通参与者及网络节点间的信息交换与共享。在实际复杂编队中，受车辆或建筑物遮挡、高速行驶等因素影响，车对车（Vehicle to Vehicle，V2V）通信易出现通信时

*基金项目：重庆市科技创新重大研发项目（CSTB2023TIADSTX0030）；广东省重点领域研发计划项目（2022B0701180001）；深圳市科技计划项目（KJZD20240903103806009，KCXFZ20240903093911016）。

通信作者：刘强（1981—），教授，主要研究方向为汽车与交通安全、智能网联汽车与自动驾驶，liuq32@mail.sysu.edu.cn。

延和干扰,甚至失效等非理想通信场景,导致车辆决策不及时而发生碰撞事故。因此,在非理想通信环境下,提升编队车辆的跟随性能和稳定性,对于提高复杂环境下的道路交通安全性具有重要意义。

V2V通信的非理想特性主要表现为通信时延、干扰通信和通信失效。其中,时延可分为常数时延和时变时延,后者常采用假设服从数学分布、基于信道衰落[2]或多径效应建模[3]、基于实测数据的统计拟合[4]等方法。基于通信原理的时延建模在信号传输强度变化场景下的可解释性较强,但在考虑通信干扰与失效的场景中仅受服从单一分布[5-6]的噪声影响。现有非理想V2V通信建模方法的环境要素耦合性不足,特别是时延模型未充分考虑干扰噪声的叠加影响,导致模型泛化能力较差。

目前,缓解通信环境劣化对编队性能的影响,提升编队对动态不确定性场景的适应性,受到广泛关注。当前自适应巡航控制[7]领域多围绕传统线性控制器、模型预测控制器(Model Predictive Control,MPC)等方法展开优化设计。传统线性控制器(如比例-积分-微分控制器、滑模控制器[8]等)便于分析编队稳定性,但难以实现多目标控制和无碰撞约束。MPC控制器可通过预测前车状态,以滚动时域法提高模型性能[9-10]。然而,此类模型驱动方法在复杂通信扰动下存在计算复杂度高、预测时域受限等固有缺陷,在高速行驶、低时延控制的场景下跟踪精度较低,导致编队稳定性不足。

数据驱动的机器学习方法[11]为通信补偿提供了新思路,强化学习通过智能体与环境的试错交互式学习,提高了模型的自适应能力。深度确定性策略梯度[3](Deep Deterministic Policy Gradient,DDPG)、双延迟深度确定策略梯度[12]、分布式近邻策略优化[13]等方法采用价值评价与策略更新方式,能够同时处理连续状态空间和连续动作空间,具有较好的编队控制效果。但强化学习方法缺乏对动态通信环境的自适应决策能力,在协同换道等复杂场景中适应性不足。

针对现有研究在非理想通信环境建模不完整、多车协同决策与控制效果不理想的问题,本文基于无线信道衰落理论,构建包含时延、高斯噪声干扰和随机中断的非理想V2V通信模型,提出一种非理想通信下融合深度确定性策略梯度和模型预测控制的分层控制方法,并通过仿真验证该方法的有效性和优越性。

2 问题描述与建模

2.1 车辆运动学模型

本文以车辆编队换道为研究场景,假设队列初始以期望车距稳定行驶在双车道上,因前方出现障碍物,后车需跟随领航车更换至其他车道。任务目标为:在不发生碰撞的前提下,队列内部保持稳定并完成换道。试验中,队列内部以V2V通信共享运动信息,受环境因素影响,该信息存在时延或发生中断。

搭建车辆运动模型如图1所示,假设n辆智能网联车辆(Connected Automated Vehicle,CAV)编队,领航车编号为1,跟随车编号为$\{2,3,\cdots,n\}$。自车的状态信息由全球定位系统获得,包括t时刻车辆$i\in\{1,2,\cdots,n\}$的横向位置$x_i(t)$、纵向位置$y_i(t)$、速度$v_i(t)$、航向角$\theta_i(t)$。车辆编队采取恒定车头时距策略,车距恒定为h。编队通信拓扑采用领航者-跟随者模式,信息传输方式为单向向后,因此,通信邻接矩阵[5]为$\boldsymbol{G}$,成功通信的邻接元素为1,反之为0。

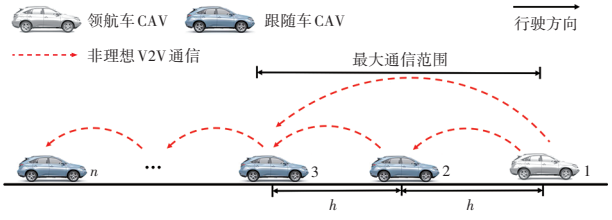


图1 车辆编队非理想通信场景

车辆运动学采用二自由度模型,仅考虑平面运动且左、右车轮转向角实时同步,建立车辆运动学方程为:

$$\begin{cases}\dot{x}_i(t)=v_{i,x}(t)=v_i(t)\cos\theta_i(t)\\ \dot{y}_i(t)=v_{i,y}(t)=v_i(t)\sin\theta_i(t)\\ \dot{\theta}(t)=\dfrac{v_i\tan\delta_i(t)}{l}\end{cases}\tag{1}$$

式中:$\delta_i(t)$为t时刻车辆i的前轮转向角,l为车辆轴距。

根据车辆运动学方程,前、后车辆的纵向间距误差、横向间距误差和航向角误差为:

$$\boldsymbol{s}_i(t)=\begin{bmatrix}x_i(t)-\left(\sum_{n=1}^{N_{\text{front}}\leqslant i-1}\omega_{i,n}\left(x_n(t)-(i-n)d_{\text{des}}\right)\right)-l\\ y_i(t)-\left(\sum_{n=1}^{N_{\text{front}}\leqslant i-1}\omega_{i,n}y_n(t)\right)\\ \theta_i(t)-\left(\sum_{n=1}^{N_{\text{front}}\leqslant i-1}\omega_{i,n}\theta_n(t)\right)\end{bmatrix}\tag{2}$$

$$\omega_{i,n}=\frac{a_{i,n}\mu^{-(i-n)+1}}{\sum_{n=1}^{N_{\text{front}}\leqslant i-1}a_{i,n}\mu^{-(i-n)+1}}\tag{3}$$

式中:d_{des}为期望车间距,N_{front}为车辆i的前车数量,$\omega_{i,n}$为车辆i的前车n的运动信息权重,$\mu=4$为指数参数。

因此,当$i=3$时,$\omega_{3,1}=0.2$,$\omega_{3,2}=0.8$。理想通信V2V通信条件下,系统状态量$\boldsymbol{s}^{\text{ideal}}=\boldsymbol{s}_i(t)$。

2.2 非理想V2V通信模型

由于车辆驾驶场景、通信频段、天线部署、其他车辆遮挡等因素均会导致V2V通信的质量下降,在车辆跟随过程中,前车运动状态信息在传输中易产生时延,

同时伴随噪声干扰。该滞后性主要源于通信时延,即数据包由车辆发送端T_x传输至接收端R_x过程的时间延迟。

2.2.1 通信时延

为了模拟车辆行驶中的真实通信环境,本文基于通信信道衰落模型[3]信干噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio,SINR)通信模型[13-14],建立非理想V2V通信时延模型。假设数据包的发送功率为P_{t},经信道衰落、路径损耗等过程后,接收功率P_{r}为:

$$\begin{cases} P_{\mathrm{r}} = P_{\mathrm{t}} - P_{\mathrm{L}}(d) + Y + F \\ P_{\mathrm{L}}(d) = P_{\mathrm{L0}} + 10z\log_{10}(d/d_0) \\ P_{\mathrm{L0}} = 20\log_{10}(4\pi d_0/\lambda) \end{cases} \tag{4}$$

式中:$P_{\mathrm{L}}(d)$、F分别为大尺度衰落和小尺度衰落,Y为阴影衰落,z为路径损耗因子,d为发送端与接收端的距离,d_0为参考距离,P_{L0}为参考距离下的路径损耗,λ为无线电波长。

Y服从正态分布,不同通信环境下F呈不同分布,如莱斯分布[4,15]、Gama分布[16]等。本文采用莱斯分布,衰落因子为K。

假设发送数据包的大小为D_{data},第i车与第$(i-1)$车在通信链路上的传输时延为:

$$\begin{cases} \tau_{i,i-1} = \dfrac{D_{\mathrm{data}}}{R} \\ R = C \times \eta \\ C = B\log_2(1 + A_{\mathrm{SNR}}) \\ A_{\mathrm{SNR}} = \dfrac{P_{\mathrm{r}}}{N_0 + F_n} \end{cases} \tag{5}$$

式中:R为数据吞吐量,C为信道容量,A_{SNR}为信噪比,$\eta = 0.8$为编码因子,B为信道带宽,N_0为热噪声功率,F_n为噪声系数。

因此,通信时延下的车辆接收的前车运动信息为$[x_{i-1}^{\tau}, y_{i-1}^{\tau}, \theta_{i-1}^{\tau}, v_{i-1}^{\tau}]$,此时系统状态量为:

$$\boldsymbol{s}_i^{\mathrm{delay}} = \begin{bmatrix} x_i - \left(\sum_{n=1}^{N_{\mathrm{front}} \leqslant i-1} \omega_{i,n}\left(x_n^{\tau} - (i-n)d_{\mathrm{des}}\right)\right) - l \\ y_i - \sum_{n=1}^{N_{\mathrm{front}} \leqslant i-1} \omega_{i,n} y_n^{\tau} \\ \theta_i - \sum_{n=1}^{N_{\mathrm{front}} \leqslant i-1} \omega_{i,n} \theta_n^{\tau} \end{bmatrix} \tag{6}$$

2.2.2 通信干扰与中断

在V2V无线传输过程中,存在噪声、车辆遮挡等干扰或中断现象[17]。通信干扰下的系统状态为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{s}_i^{\mathrm{nosie}} = \begin{bmatrix} x_i - \left(\sum_{n=1}^{N_{\mathrm{front}} \leqslant i-1} \omega_{i,n}\left((x_n + \alpha_i) - (i-n)d_{\mathrm{des}}\right)\right) - l \\ y_i - \left(\sum_{n=1}^{N_{\mathrm{front}} \leqslant i-1} \omega_{i,n}(y_n + \beta_i)\right) \\ \theta_i - \left(\sum_{n=1}^{N_{\mathrm{front}} \leqslant i-1} \omega_{i,n}(\theta_n + \gamma_i)\right) \end{bmatrix} \\ \alpha_i \sim \mathrm{N}(0, \sigma_1^2),\ \ \beta_i \sim \mathrm{N}(0, \sigma_2^2),\ \ \gamma_i \sim \mathrm{N}(0, \sigma_3^2) \end{cases} \tag{7}$$

式中:α_i、β_i、γ_i为干扰时叠加在前车运动信息的高斯噪声,σ_1^2、σ_2^2、σ_3^2为对应正态分布的方差。

当V2V通信中断时,车辆将无法通过车载通信单元获取前方多车的运动信息。此时,可使用车载传感器测量前车的运动信息,但在雨、雾、雪等天气下传感器性能较差,测量信息存在噪声干扰。假设噪声服从高斯分布,则系统状态为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{s}_i^{\mathrm{fail}} = \begin{bmatrix} x_i - x_{i-1} - d_{\mathrm{des}} - l + \xi_i \\ y_i - y_{i-1} + \Psi_i \\ \theta_i - \theta_{i-1} + \zeta_i \end{bmatrix} \\ \xi_i \sim \mathrm{N}(0, \sigma_4^2),\ \ \Psi_i \sim \mathrm{N}(0, \sigma_5^2),\ \ \zeta_i \sim \mathrm{N}(0, \sigma_6^2) \end{cases} \tag{8}$$

式中:ξ_i、Ψ_i、ζ_i为中断时叠加在前车运动信息的高斯噪声,σ_4^2、σ_5^2、σ_6^2为对应正态分布的方差。

因此,建立非理想V2V通信模型后,自车接收的前车运动信息后的状态量为$\boldsymbol{s}_i$,且满足:

$$\boldsymbol{s}_i \in \{\boldsymbol{s}_i^{\mathrm{ideal}}, \boldsymbol{s}_i^{\mathrm{delay}}, \boldsymbol{s}_i^{\mathrm{noise}}, \boldsymbol{s}_i^{\mathrm{fail}}\} \tag{9}$$

式中:$\boldsymbol{s}_i^{\mathrm{ideal}}$、$\boldsymbol{s}_i^{\mathrm{delay}}$、$\boldsymbol{s}_i^{\mathrm{noise}}$、$\boldsymbol{s}_i^{\mathrm{fail}}$分别为理想通信、通信时延、通信干扰、通信中断下的自车状态量。

3 基于通信补偿的换道协同控制器

3.1 基于卡尔曼滤波的非理想通信补偿器

在非理想通信状态下,实时接收的前车运动信息易失真,需进行修正补偿。鉴于卡尔曼滤波器能够有效降低误码率、恢复原始信号,在通信补偿和噪声过滤方面优势显著[18],本文提出基于卡尔曼滤波的通信补偿器CKF(communication Compensator based on Kalman Filter)。该通信补偿器在前车状态量中引入加速度,以跟踪车辆的运动趋势,增强系统的抗噪能力。

当输入前车状态向量为$\boldsymbol{X}_t = (x_t, y_t, v_t, \theta_t, a_t)^{\mathrm{T}}$,输出状态量为$\boldsymbol{Y}_t = (x_t, y_t, v_t, \theta_t)^{\mathrm{T}}$。根据卡尔曼滤波器的定义,前车的状态方程和预测方程分别为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}_t = \boldsymbol{U}_{\tau}\boldsymbol{X}_{t-1} + \boldsymbol{Q}_{t-1},\ \ \boldsymbol{Q}_{t-1} \sim \mathrm{N}(0, q_{t-1}) \\ \boldsymbol{Y}_t = \boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_t + \boldsymbol{R}_t,\ \ \boldsymbol{R}_t \sim \mathrm{N}(0, r_t) \\ \boldsymbol{U}_{\tau} = \mathrm{e}^{U_{\tau}} \\ \boldsymbol{Q}_{\tau-1} = diag(q_1^2, q_2^2, q_3^2, q_4^2, q_5^2) \\ \boldsymbol{R}_t = diag(r_1^2, r_2^2, r_3^2, r_4^2, r_5^2) \end{cases} \tag{10}$$

式中:$\boldsymbol{U}_{\tau}$为考虑时间延迟补偿的状态转移矩阵,$\boldsymbol{Q}_{t-1}$为$(t-1)$时刻的随机过程噪声协方差矩阵,$\boldsymbol{H}$为观测矩阵,$\boldsymbol{R}_t$为t时刻的测量噪声协方差矩阵,$q_1 \sim q_5$、$r_1 \sim r_5$为协方差矩阵参数。

CKF包括预测和更新2个阶段流程,其中,预测阶段方程为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}_t^- = \boldsymbol{U}_\tau \boldsymbol{X}_{t-1} \\ \boldsymbol{P}_t^- = \boldsymbol{U}_\tau \boldsymbol{P}_{t-1}^- \boldsymbol{U}_t^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{t-1} \end{cases} \tag{11}$$

式中:$\boldsymbol{X}_t^-$为预测的状态量,$\boldsymbol{P}_t^-$为t时刻的预测量,$\boldsymbol{P}_{t-1}^-$为$(t-1)$时刻的状态协方差矩阵。

更新阶段方程为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{K}_t = \boldsymbol{P}_t^- \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_t^- \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_t)^{-1} \\ \boldsymbol{X}_t = \boldsymbol{X}_t^- + \boldsymbol{K}_t (\boldsymbol{Y}_t - \boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_t^-) \\ \boldsymbol{P}_t = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_t \boldsymbol{H}) \boldsymbol{P}_t^- \end{cases} \tag{12}$$

式中:$\boldsymbol{K}_t$为卡尔曼增益,$\boldsymbol{I}$为单位矩阵。

引入误差矩阵$\boldsymbol{E}_t$,更新随机噪声协方差矩阵:

$$\begin{cases} \boldsymbol{Q}_t = \varepsilon \boldsymbol{Q}_{t-1} + (1-\varepsilon)(\boldsymbol{K}_t \boldsymbol{E}_t \boldsymbol{K}_t^{\mathrm{T}}) \\ \boldsymbol{E}_t = \boldsymbol{Y}_t - \boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_t \end{cases} \tag{13}$$

式中:$\varepsilon \in [0.5,0.8]$为自适应调节因子,$\boldsymbol{E}_t$为误差矩阵,$\boldsymbol{Y}_t$为输出状态量。

故t时刻接收到$(t-\tau)$时刻的前车信息,经CKF后前车的预测信息为$\boldsymbol{X}_{\mathrm{pred}} = \boldsymbol{U}_\tau \boldsymbol{X}_t$。

3.2 分层协同控制器设计

本文提出基于分层式控制架构的协同控制策略CKF-MADDPG-MPC,其系统框架如图2所示。当通信条件为非理想状态时,V2V通信获取的前车信息需经CKF过滤,进行数据预处理。上层决策模块采用多智能体深度确定性策略梯度(Multi-Agent Deep Deterministic Policy Gradient,MADDPG)算法,生成全局参考轨迹;下层执行模块构建MPC算法,实时优化跟踪控制量,平滑深度确定性策略梯度易突变的动作空间输出,提升车辆动态稳定性和舒适性。

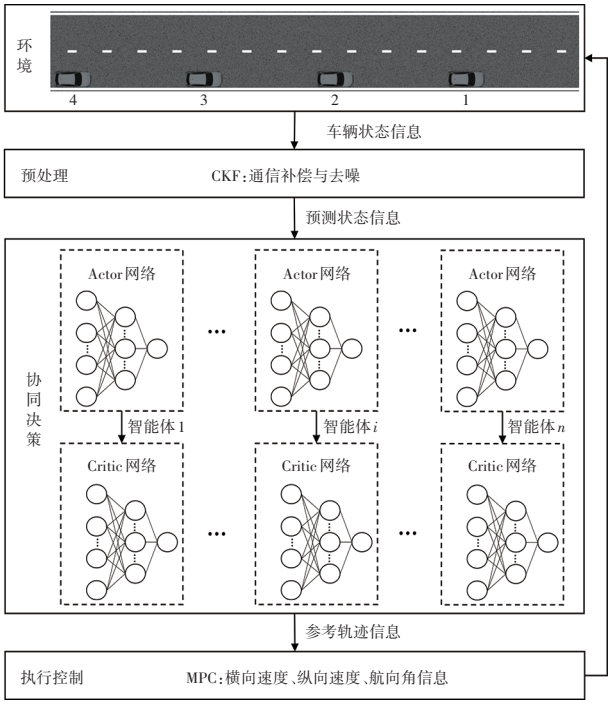


图2 CKF-MADDPG-MPC系统框架

3.2.1 状态空间

针对车辆i,选用自车信息$\boldsymbol{S}_{\mathrm{ego}}$、预测前车信息$\boldsymbol{S}_{\mathrm{platoon}}$、通信状态信息$\boldsymbol{S}_{\mathrm{com}}$,不考虑道路结构信息,构建状态空间为:

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{S} = [\boldsymbol{S}_{\mathrm{ego}}, \boldsymbol{S}_{\mathrm{platoon}}, \boldsymbol{S}_{\mathrm{com}}] \\ &\text{s.t.} \begin{cases} \boldsymbol{S}_{\mathrm{ego}} = [x_i, y_i, \theta_i, v_i] \\ \boldsymbol{S}_{\mathrm{platoon}} = \boldsymbol{X}_{\mathrm{pred}} \\ \boldsymbol{S}_{\mathrm{com}} = [\tau_{i,j}], \quad j \in \{1,2,\cdots,i\} \end{cases} \end{aligned} \tag{14}$$

式中:$\boldsymbol{X}_{\mathrm{pred}}$为经CKF处理的预测前车信息。

3.2.2 动作空间

假设车辆的控制命令是即时发出且立即执行的,定义算法动作空间为$\boldsymbol{A}$,主要包括车辆的前轮转向角δ_i和加速度a_i,并满足以下约束条件:

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{A} = (\delta_i, a_i) \\ &\text{s.t.} \begin{cases} -0.17 \leqslant \delta_i \leqslant 0.17 \\ -3 \leqslant a_i \leqslant 2 \end{cases} \end{aligned} \tag{15}$$

3.2.3 奖励函数

本文从稳定性、安全性、舒适性、通信状况4个维度考虑,设置单步奖励R_t^{step}、全局奖励R_t^{global}、调节常数r。其中,单步奖励是对单个动作的反馈,由车间距偏差惩罚R_t^{xy}、速度偏差惩罚R_t^v、横向距离偏差奖励R_t^y、暴露风险惩罚R_t^η、动作舒适度惩罚R_t^{act}和通信质量惩罚R_t^{delay}组成:

$$\begin{cases} R_t^{\mathrm{step}} = R_t^{xy} + R_t^y + R_t^v + R_t^\eta + R_t^{\mathrm{act}} + R_t^{\mathrm{delay}} \\ R_t^{xy} = w_1 |r_{\mathrm{dis}}| \\ R_t^y = w_2 \left(e^{-(w_2 r_y)^2} - 1 \right) \\ R_t^v = w_3 |r_v| \\ R_t^\eta = w_4 \eta \\ R_t^{\mathrm{act}} = w_5 |\delta_t - \delta_{t-1}|^{1.5} + w_6 |a_t - a_{t-1}|^{1.5} \\ R_t^{\mathrm{delay}} = -\log\left(1 + e^{w_7 \left(\frac{\tau}{T_\tau}\right)}\right) \\ \eta = \dfrac{T_{J<J_{\mathrm{thr}}}}{T} \\ J = -\dfrac{r_{\mathrm{g}}}{\dot{r}_{\mathrm{g}}} \end{cases} \tag{16}$$

式中:r_{dis}、r_y和r_v分别为自车与前车的车间距、横向距离差和速度差,η为风险暴露指数,τ为通信时延,T_τ为最大通信时延,J为广义碰撞时间,r_{g}为两车外轮廓框线上各点对间距离的最小值,w_m($m \in \{1,2,\cdots,8\}$)为各奖励的权重。

全局奖励用于总体评价宏观目标的实现情况,由目标达成奖励R_t^C、碰撞惩罚R_t^C、通信失效惩罚R_t^F组成:

$$R_t^{\text{global}} = R_t^G + R_t^C + R_t^F \tag{17}$$

$$\text{其中,}\begin{cases} R_t^G = \begin{cases} w_8 \times 50, & G = 1 \\ 0, & G = 0 \end{cases} \\ R_t^C = \begin{cases} -w_8 \times 50, & C = 1 \\ 0, & C = 0 \end{cases} \\ R_t^F = \begin{cases} -w_8 \times 1, & F = 1 \\ 0, & F = 0 \end{cases} \end{cases}$$

因此,智能体在时间步t的奖励函数可表示为:

$$R_t = R_t^{\text{step}} + R_t^{\text{global}} - r \tag{18}$$

由于车辆编队的行驶目标包括换道成功、编队整体通过设定路段等,目标达成将给予常数奖励,发生碰撞则给予常数惩罚,并立即终止该回合。通信一旦失效,也将给予常数惩罚。各奖励权重设置为$w_1=-5$,$w_2=5$,$w_3=-5$,$w_4=-2$,$w_5=-2$,$w_6=-1.5$,$w_7=1$,$w_8=1$,$r=10$。常用广义碰撞时间[19]阈值为1.5~4 s,本文采用J=2.5 s。本文仅考虑通信时延,时延超过1 s即判定为通信失效,并给予全局惩罚。

3.2.4 模块融合

在t时刻,DDPG输出下一时刻的参考轨迹$s_{t+1}^{\text{DDPG}}=[x_{t+1}^{\text{DDPG}},y_{t+1}^{\text{DDPG}},\theta_{t+1}^{\text{DDPG}},v_{t+1}^{\text{DDPG}},\delta_{t+1}^{\text{DDPG}}]$,结合当前的前车位置,可通过3次插值生成新的参考轨迹$s^{\text{front}}=[x_t^{\text{front}},y_t^{\text{front}},\theta_t^{\text{front}},v_t^{\text{front}},\delta_t^{\text{front}}]$,并作为未来$N_{\text{p}}$时间步的预测,以减少算法对DDPG输出的依赖,使参考轨迹更加平滑。

将每辆车视为具有自主决策权的独立智能体,通过MADDPG算法实现多车协同决策与控制。该框架下,所有协同车辆均需满足回合训练终止条件:

$$\begin{cases} y_{\min} \leqslant y_i \leqslant y_{\max} \\ r_{\text{dis}} < h \end{cases} \tag{19}$$

式中:$y_{\min}$、$y_{\max}$分别为目标车道的横向坐标上、下界,r_{dis}为自车与前车的车间距。

4 仿真分析

为了探究非理想V2V通信对车辆编队在换道行驶中稳定性的影响,验证CKF-MADDPG-MPC算法对车辆编队横纵向运动的控制效果,本文基于Prescan/Simulink联合仿真平台,搭建车辆运动模型、非理想通信模型、卡尔曼滤波器、MPC控制器。相关参数如表1所示[4-5]。

仿真中,V2V通信范围为500 m,覆盖全部编队车辆。期望车头时距设置为10 m,车辆轴距为2.6 m。假设0~3 s内领航车更换车道,变道轨迹截取自NGSIM数据集[20],包含$[x_{\text{leader}},y_{\text{leader}},\theta_{\text{leader}},v_{\text{leader}}]$信息。领航车完成非匀速换道后,其横坐标由0变化为6.67 m,第3 s后领航车保持30 m/s前向匀速行驶。

表1 模型主要参数

方法	参数	取值
非理想通信模型	信道带宽B/MHz	10
	数据包大小D_{data}/B	400
	噪声系数F_N	9
	路径损耗因子n	1.27
	阴影衰落σ	1.315 5
	莱斯衰落因子K	10.882 3
CKF补偿器	过程噪声协方差矩阵$\boldsymbol{Q}$	$[0.2^2,0.2^2,0.3^2,0.1^2]$
	测量噪声协方差矩阵$\boldsymbol{R}$	$[0.1^2,0.1^2,0.1^2,0.05^2]$
	初始状态协方差P_0	$0.01diag(5)$
MPC控制器	控制时域N_{c}	1
	预测时域N_{p}	[1, 50]
	控制上下界	[±0.3, ±0.32]

4.1 非理想V2V通信对车辆编队行驶稳定性影响

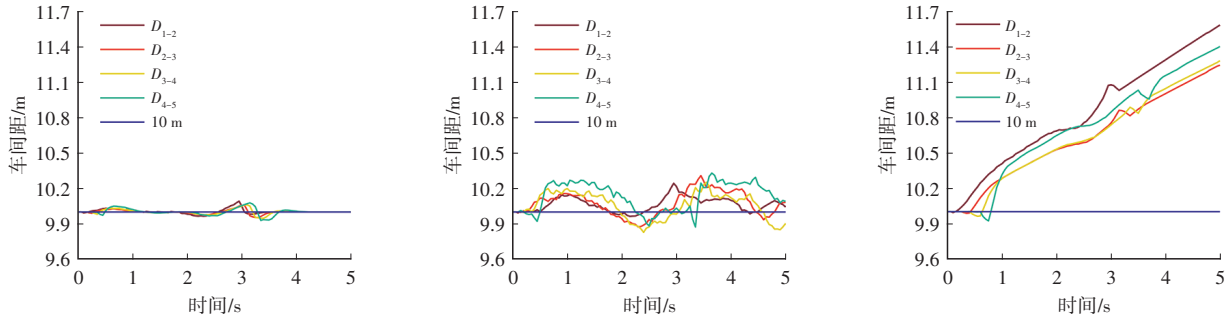
由于通信质量劣化对编队稳定性的级联效应与车辆数量呈正相关,故本文选取编队车辆数量$n=5$。采用基础MPC控制[21]各车,该控制器的参数参考表1。不同V2V通信环境下,编队车辆间距变化情况如图3所示。

由图3可知,随着通信时延增加,车辆间距将增大,导致编队跟随车辆的换道成功率降低。当时延达200 ms时,编队末尾4号、5号车间距D_{4-5}与预设值相差2.88 m。通信干扰下,车间距最大偏差增大至0.341 m。当通信中断,传感器仅测量前车运动信息,跟随车5号未能实现换道,车间距振荡更明显,不稳定现象加剧。因此,通信质量劣化会导致编队间距波动幅度增大,且通信中断和时延使间距波动幅度增大6.54 m,严重影响编队行驶稳定性,甚至导致换道失败。

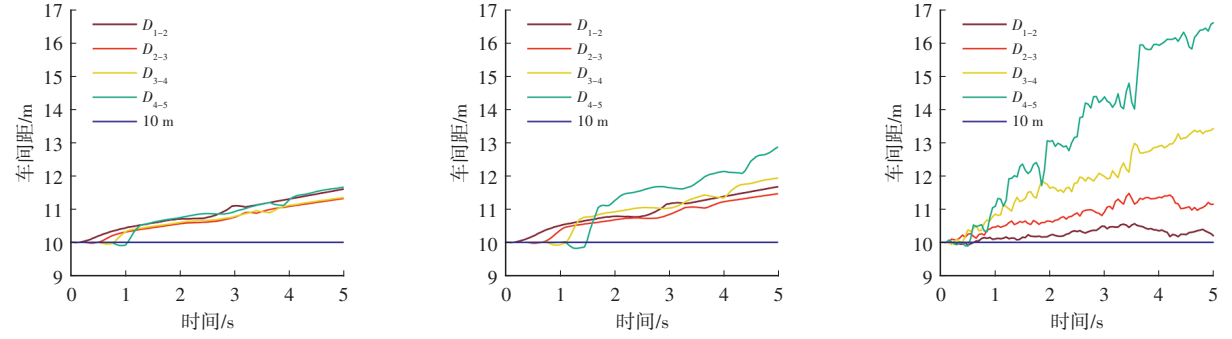
4.2 CKF-MADDPG-MPC控制效果分析

为验证本文方法的有效性,同时兼顾计算效率与训练成本,车辆编队规模设置为$n=3$。分别在通信中断、干扰、时延3种非理想通信环境下,对比CKF融合传统MPC(CKF-MPC)模型、CKF融合MADDPG(CKF-MADDPG)模型控制效果。本文在训练智能体时,随机化3种非理想通信环境。跟随车2号、3号作为2个独立的智能体参与仿真训练,相关参数如表2所示。

随迭代回合数增加,对比CKF-MADDPG-MPC与CKF-MADDPG的奖励值,结果如图4所示。本文模型



(a)通信理想　(b)通信干扰　(c)通信时延[40 ms,60 ms]



(d)通信时延[90 ms,110 ms]　(e)通信时延[190 ms,210 ms]　(f)通信中断

图3　不同通信条件下MPC对编队车辆车间距控制效果

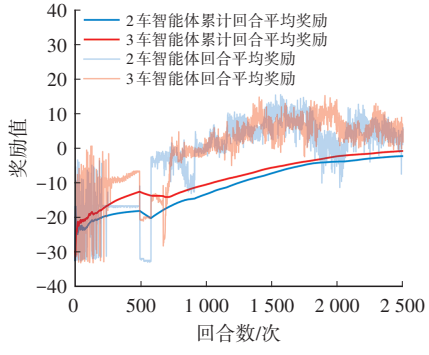
的收敛速度和收敛奖励值均大于其他模型,收敛回合数约为1 000次,累计平均回合奖励约为-5,表明CKF-MADDPG-MPC算法训练效果较好,输出动作更满足场景目标。

表2　多智能体仿真训练参数

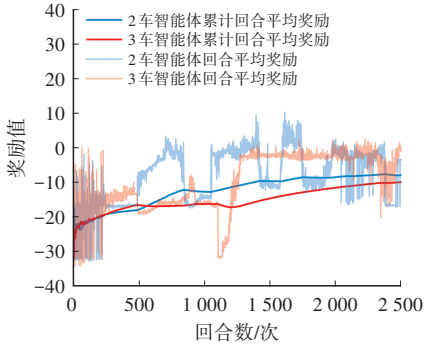
参数	取值	参数	取值
仿真频率/Hz	20	仿真时长/s	5
折扣因子	0.999	批量大小	64
学习率	1×10^{-3}	神经元数量/个	128
训练回合数/次	2 500	经验池大小	1×10^{6}

4.3　横向换道工况下跟驰控制效果分析

在横向换道工况下,将换道成功率作为评估指标,以衡量编队控制效果。本文换道失败分为2种情况:发生碰撞和横向距离未移动至第二车道。该工况下,编队执行1 000次换道任务的成功率统计结果如表3所示。



(a)CKF-MADDPG-MPC



(b)CKF-MADDPG

图4　智能体累计平均回合奖励曲线

表3　不同方法换道成功率对比

方法	车辆编队/辆	换道成功率		
		通信时延(0,210 ms]	通信干扰	通信中断
CKF-MPC	2	0.783	0.891	0.781
	3	0.765	0.734	0.672
CKF-MADDPG	2	0.872	0.895	0.859
	3	0.849	0.952	0.971
CKF-MADDPG-MPC	2	0.928	0.959	0.913
	3	0.991	0.992	0.998

由表3可知,相较于传统CKF-MPC方法,MADDPG能够降低非理想通信环境的换道失败概率,CKF-MADDPG-MPC控制下的2号车和3号车成功率分别提高11.36%、48.51%。由于3号车获取的前车信息源于1号车和2号车,加权处理后的信息可靠性更高,所以成

功率高于2车编队。对比CKF-MADDPG算法,本文方法在不同通信环境下的换道成功率均超过91%,通信干扰下的成功率提升16.73%。

为衡量编队在横向换道过程中的稳定性,验证本文算法在非理想通信环境下的横纵向轨迹跟踪能力,本文统计了3车编队的车间距偏差、横向距离偏差及航向角偏差对比数据,结果如图5所示。

由图5可知,本文方法能够保持自车与前车的间距稳定,车间距偏差均控制在±0.5 m内,平均间距(绝对值)偏差为0.237 m,间距误差较对比方法最大降低59.11%,增强了不同非理想通信环境的自适应性。随着车辆数的增加,跟随车3能够稳定地跟随前车,平均间距误差为0.026 m。在MADDPG框架下的智能体通过集中训练获取了编队整体的状态演化规律;在分布式执

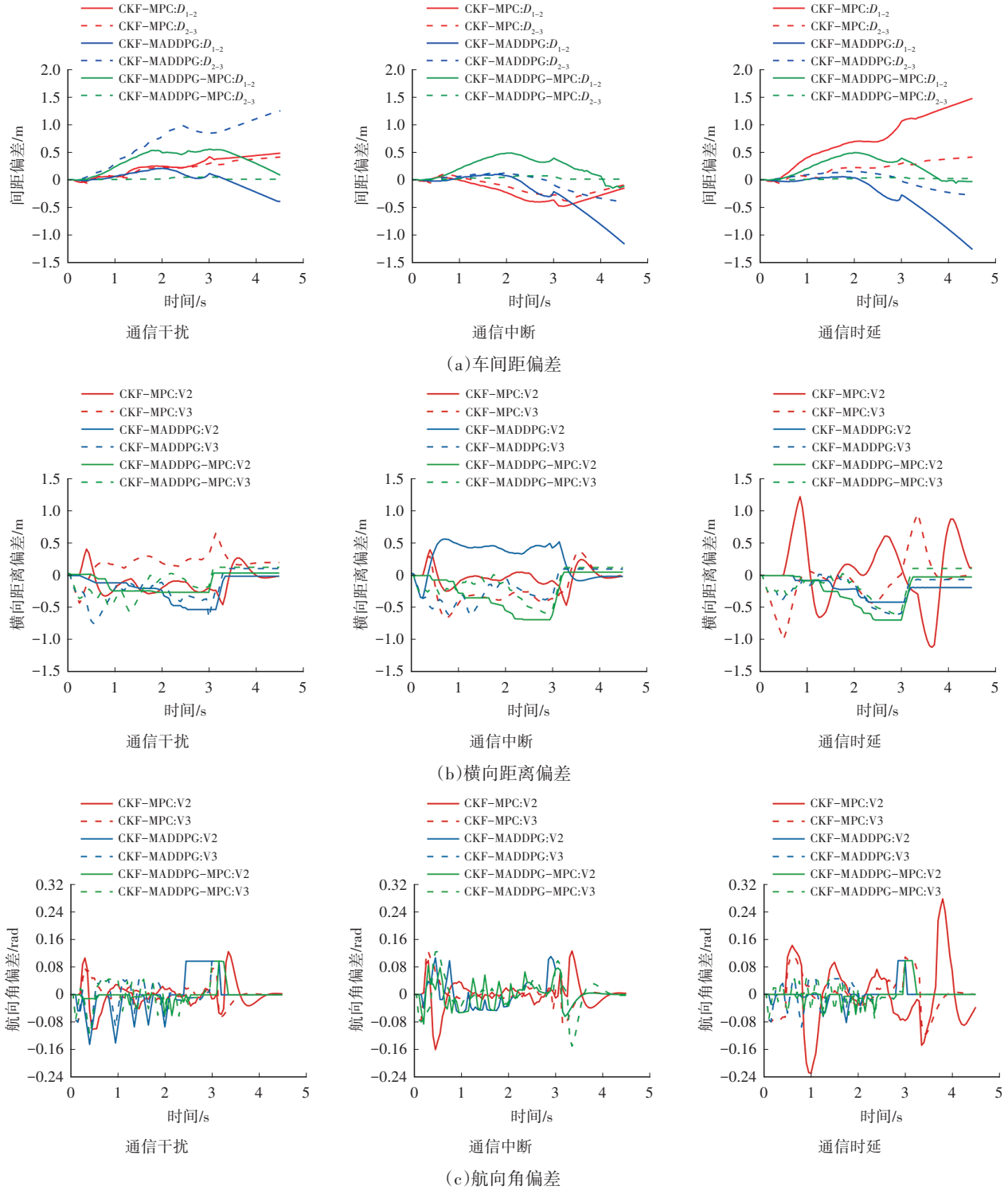


图5　不同通信场景下3车编队换道情况

行阶段,3车能有效学习并补偿前车状态波动及通信非理想因素的影响,实现了误差由前向后的逐级衰减,保障了编队整体的纵向稳定性。

在时延、干扰、中断3种非理想通信环境下,本文控制方法的2车横向偏差绝对平均值分别为0.138 m、0.269 m、0.217 m,3车横向偏差(绝对值)的平均值分别为0.186 m、0.207 m、0.196 m。与CKF-MADDPG方法相比,横向跟踪误差最大降低48.81%。表明本文方法能够以较小的车间距偏差、横向距离偏差、航向角偏差使车辆编队换道更加安全舒适。

5 结束语

针对非理想V2V通信环境下的编队换道工况,本文提出了一种分布式协同控制方法。通过构建高保真通信质量模型,经多种劣化场景下仿真验证,本文方法在通信中断、干扰及严重时延环境下,仍能保持极高的换道成功率,展现出良好的环境自适应性。同时,该算法实现了横、纵向误差的联合优化,有效降低了编队间距偏差与横向跟踪误差,在保障队列稳定性与轨迹跟踪精度方面具有显著优势。

参 考 文 献

[1] CHEN S Z, HU J L, SHI Y, et al. LTE-V: A TD-LTE-Based V2X Solution for Future Vehicular Network[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(6): 997-1005.

[2] LUI D G, PETRILLO A, SANTINI S. Exponential Bipartite Tracking Consensus in Cooperative-Antagonistic Nonlinear Multi-Agent Systems with Multiple Communication Time-Varying Delays[J]. IFAC Journal of Systems and Control, 2022, 22.

[3] TONG X L, SHI Y, ZHANG Q Y, et al. Adaptive on-Ramp Merging Strategy under Imperfect Communication Performance[J]. Vehicular Communications, 2023, 44.

[4] 宋吉婷, 王威, 孙郁哲, 等. 矩形隧道下存在车辆遮挡的V2V信道测量与分析[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2022, 54(5): 117-123.
SONG J T, WANG W, SUN Y Z, et al. Measurement and Analysis of V2V Channel with Vehicle Obstruction in Rectangular Tunnels[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2022, 54(5): 117-123.

[5] LIU R K, REN Y L, YU H Y, et al. Connected and Automated Vehicle Platoon Maintenance under Communication Failures[J]. Vehicular Communications, 2022, 35.

[6] 满忠运, 王江锋, 王钰, 等. 通信中断下考虑行驶状态时空收敛的混合编队稳定性控制算法[J]. 北京交通大学学报, 2024, 48(4): 93-103.
MAN Z Y, WANG J F, WANG Y, et al. A Hybrid Platoon Stability Control Algorithm Considering Spatial-Temporal Convergence of Driving States under Communication Interruption[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2024, 48(4): 93-103.

[7] ZHANG Y, BAI Y, WANG M, et al. Cooperative Adaptive Cruise Control with Robustness against Communication Delay: An Approach in the Space Domain[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(9): 5496-5507.

[8] WANG C M, DU Y C. ELM-Based Non-Singular Fast Terminal Sliding Mode Control Strategy for Vehicle Platoon[J]. Sustainability, 2022, 14(7).

[9] 朱仲文, 蒋智涛, 王维志, 等. Multi-Shooting非线性MPC无人驾驶汽车轨迹跟踪控制[J]. 控制理论与应用, 2025, 42(8): 1477-1485.
ZHU Z W, JIANG Z T, WANG W Z, et al. Multi-Shooting Nonlinear MPC Trajectory Tracking Control for Autonomous Vehicles[J]. Control Theory & Applications, 2025, 42(8): 1477-1485.

[10] WANG X, HU M J, BIAN Y G, et al. DMPC-Based String Stable Platoon Control with Robustness against Communication Delays[J]. Vehicular Communications, 2023, 43.

[11] ZHAGN C M, LIU Y G, LI Z M. The Stability for CACC System with Time Delays and Reconstitution Information of Vehicles for Compensating Delays Based on Bi-LSTM[J]. Vehicular Communications, 2025, 51.

[12] 谢宪毅, 赵鑫, 金立生, 等. 融合深度强化学习与滚动时域优化的智能车辆轨迹跟踪控制[J]. 交通运输工程学报, 2024, 24(6): 259-272.
XIE X Y, ZHAO X, JIN L S, et al. Trajectory Tracking Control of Intelligent Vehicles Based on Deep Reinforcement Learning and Rolling Horizon Optimization[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2024, 24(6): 259-272.

[13] SHI H T, ZHOU Y, WANG X, et al. A Deep Reinforcement Learning-Based Distributed Connected Automated Vehicle Control under Communication Failure[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2022, 37(15): 2033-2051.

[14] CHEN T Y, GONG S Y, WANG M, et al. Stochastic Capacity Analysis for a Distributed Connected Automated Vehicle Virtual Car-Following Control Strategy[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2023, 152.

[15] SHUI Y S, FANG L, YU J Y, et al. Vehicle-to-Vehicle Radio Channel Characteristics for Congestion Scenario in Dense Urban Region at 5.9 GHz[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2018, 2018(1).

[16] NI Y Z, HE J P, CAI L et al. Delay Analysis and Message

Delivery Strategy in Hybrid V2I/V2V Networks[C]// 2016 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Washington, DC, USA: IEEE, 2016: 1-6.

[17] TSEGAY M B, DHAKA K, BHATTACHARJEE R. Outage Probability Analysis for D2D-Based Multi-Antenna V2V Underlay System[C]// 2024 IEEE 99th Vehicular Technology Conference (VTC2024-Spring). Singapore: IEEE, 2024: 1-5.

[18] YAO Y, ZHAO J H, LI Z Q, et al. Jamming and Eavesdropping Defense Scheme Based on Deep Reinforcement Learning in Autonomous Vehicle Networks[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2023, 18: 1211-1224.

[19] ZHANG J B, LEE J, ABDEL-ATY M, et al. Enhanced Index of Risk Assessment of Lane Change on Expressway Weaving Segments: A Case Study of an Expressway in China[J]. Accident Analysis & Prevention, 2023, 180.

[20] COIFMAN B, LI L Z. A Critical Evaluation of the Next Generation Simulation (NGSIM) Vehicle Trajectory Dataset[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2017, 105: 362-377.

[21] 吴长水，高绍元. 自适应预测时域参数MPC车辆轨迹跟踪控制[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(2): 99-108.
WU C S, GAO S Y. MPC Vehicle Trajectory Tracking Control with Adaptive Predictive Horizon Parameters[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2024, 38(2): 99-108.

（责任编辑　瑞　秋）
修改稿收到日期为2025年12月15日。

《汽车文摘》征文

《汽车文摘》(月刊)于1963年7月3日创刊，由国务院国有资产监督管理委员会主管、中国第一汽车集团有限公司主办，为中国汽车工程学会会刊。《汽车文摘》以“览全球汽车技术文献，指中国汽车技术之道”为使命，以打造“中国汽车前沿与创新技术传播与交流的重要平台”为愿景，致力于成为汽车领域最具影响力的综述类期刊。

《汽车文摘》深耕电动化、智能化、网联化、共享化和智能制造5大方向和10大领域，聚焦新能源、燃料电池与混合动力汽车、智能网联汽车、氨氢融合零碳和碳中性燃料、汽车安全、健康与舒适、碳达峰与碳中和、生命周期评价(LCA)与技术经济分析、智能制造、材料轻量化与一体化压铸、飞行汽车前沿与创新技术综述论文，揭示相关领域的新动态、新趋势、新技术和新进展，为广大科研和工程技术人员进一步发展这一领域提供新突破口、新出发点和新基准。

欢迎高等院校师生、研发工程技术人员、技术管理人员，充分发挥专业领域优势，深度挖掘国内外高影响力学术期刊与其它文献，形成某个技术领域前沿综述。

《汽车文摘》选题范围：

电动化：混合动力关键技术；动力电池关键技术；先进充电技术；电驱动系统及电力电子技术；智能底盘及子系统线控关键技术；燃料电池动力系统设计与优化。

智能化：新型电子电气架构；自动驾驶感知、决策与运动控制；智能新能源汽车测试评价方法与工具链；车辆智能安全技术。

网联化：智能网联云控技术；车用通信及网络技术；车路协同技术；汽车人因、人机交互与智慧座舱；信息安全与预期功能安全；车网融合(V2G)及应用。

低碳化：汽车节能与排放技术；清洁能源动力系统技术；碳达峰、碳中和；氢燃料制、储、运、加及安全管控技术；生命周期评价(LCA)、标准法规与技术经济分析；氨氢融合零碳和碳中性燃料。

轻量化：新能源汽车新材料技术；混合材料轻量化设计；一体化压铸。

共享化：区块链技术与移动出行；车辆大数据挖掘方法与应用案例。

燃料电池：电池堆、电池系统与基础设施。

智能制造：机器人与自动化控制、四大工艺、物流技术、设计-制造-服务。

颠覆式出行：飞行汽车；未来低空智能交通体系及其关键技术。

汽车安全：主被动安全与融合；智能安全；健康与舒适。

《汽车文摘》发表论文的独特优势：

《汽车文摘》是国家级刊物、中国汽车工程学会会刊、汽车领域唯一的综述期刊。《汽车文摘》不收版面费、4个月左右可发稿。

投稿要求：

1. 综述篇幅在10 000～15 000字(6~10页)，图文并茂，图、表和公式非原创要求标注引用文献；

2. 请按科技论文要求撰写文章摘要，摘要中文字数约200字；

3. 文章必须附有公开发表、体现本领域最新研究成果和高影响力出版物作为参考文献，一般要求参考文献在20篇以上，一半左右为外文参考文献，且在文中标注所引用文献；

4. 来稿保密审查工作由作者单位负责，确保署名无争议，文责自负；

5. 切勿一稿多投。

《汽车文摘》投稿网址：http://www.qcwz.cbpt.cnki.net

邮箱：autodigest@faw.com.cn

《汽车文摘》编辑部