

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2023.11.003

基于模型预测控制的智能网联车队异步避障策略

彭利明¹, 孙 骏¹, 魏子淳², 白先旭¹

(1. 合肥工业大学 汽车与交通工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 南加利福尼亚大学 维特比工程学院, 美国 洛杉矶 90089)

摘 要:有效避障规划是保证智能网联车队行驶安全性的前提。文章提出一种基于模型预测控制(model predictive control, MPC)的智能网联车队异步避障策略,以解决智能网联车队规避障碍物时的横向控制问题。首先运用人工势场理论建立周围交通参与物和道路的势场,并由全局规划模块及感知模块获得目标车道和车速信息;其次基于模型预测控制器综合考虑人工势场、目标车道与车速以及车辆动力学限制进行多目标控制,以实现车队的避障规划,智能网联车队采用异步避障策略降低行车风险以及道路的占用面积;最后基于 MATLAB/Simulink 与 TruckSim 的联合仿真平台建立多个避障场景,包括单障碍物避障和多障碍物避障,对比车队的同步避障策略与异步避障策略的性能表现。结果表明,文章提出的基于 MPC 的智能网联车队异步避障策略能够有效提升车队行驶的安全性,证明该方法可行且优越。

关键词:智能网联车队;模型预测控制(MPC);避障;行驶安全;横向控制

中图分类号:U463.6 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2023)11-1454-06

An MPC-based asynchronous obstacle avoidance strategy for intelligent and connected vehicle platoon

PENG Liming¹, SUN Jun¹, WEI Zichun², BAI Xianxu¹

(1. School of Automobile and Traffic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Viterbi School of Engineering, University of Southern California, Los Angeles 90089, USA)

Abstract: The effective motion planning for obstacle avoidance is the precondition to guarantee the driving safety of the intelligent and connected vehicle platoon. In this paper, an asynchronous obstacle avoidance strategy based on model predictive control(MPC) is proposed for intelligent and connected vehicle platoon to address the lateral control problem while the platoon is avoiding the obstacles. Firstly, the artificial potential field(APF) theory is used to establish the potential field of the surrounding traffic participants and roads. The desired lane and velocity information is obtained by the global planning module and the perception module. Secondly, comprehensively considering the APF, desired lane and velocity, and kinetic constraints, the MPC is used to accomplish the multi-objective control to avoid the obstacles. Besides, the asynchronous avoidance strategy is used for the platoon to decrease the driving risk and the lane space requirements. Finally, several obstacle avoidance scenarios are constructed based on the co-simulation of MATLAB/Simulink and TruckSim, including the single obstacle avoidance and multi-obstacle avoidance scenarios. The performances of the synchronous avoidance strategy and the asynchronous avoidance strategy are compared, and the result indicates that the MPC-based asynchronous avoidance strategy for intelligent and connected vehicle platoon can effectively improve the safety of the platoon system. Therefore, the feasibility and superiority of the proposed strategy is verified.

Key words: intelligent and connected vehicle platoon; model predictive control(MPC); obstacle avoid-

收稿日期:2021-11-13;修回日期:2021-11-25

基金项目:安徽省新能源汽车创新工程资助项目(JZ2021AFKJ00002)

作者简介:彭利明(1997—),男,福建泉州人,合肥工业大学硕士生;

白先旭(1984—),男,安徽六安人,博士,合肥工业大学副教授,硕士生导师,通信作者,E-mail: bai@hfut.edu.cn.

ance; driving safety; lateral control

随着全球汽车保有量的不断增加,有限的道路交通资源导致交通拥堵和交通事故现象频发,智能网联汽车技术的发展为解决这一问题提供了可行的途径^[1]。作为智能网联汽车技术的典型应用,智能网联汽车编队行驶实现了车辆以较小间距稳定行驶的功能,极大地提高了道路的通行率,有效减少了车载能源的消耗,这将是未来智能交通系统中不可或缺的一环^[2]。然而,较小的车间距离意味着更高的行车风险,如何保障智能网联车队的行驶安全性是当前智能网联车队控制技术的核心问题^[3]。

为保证智能网联车队行驶时的线性稳定性,国内外学者开展了深入的研究。针对异质车队存在模型不确定性及恒定通讯延迟的情况,文献[4]设计了 H infinity 鲁棒控制器,以保证车队行驶时的线性稳定性;文献[5]基于滑模控制理论设计了一种适用于商用半挂车队行驶的协同自适应巡航控制算法,有效地增强了车队的稳定性和安全性。为解决异构车辆队列的纵向稳定性控制,文献[6]提出了一种基于非直联通信拓扑的分布式模型预测控制(model predictive control, MPC),并将各控制器的代价函数和作为 Lyapunov 函数,证明其稳定性。

但是现有文献基本是对智能网联车队的纵向跟随控制进行研究,而针对复杂场景的驾驶安全性而言,仅仅保证队列的纵向稳定性是不够的,还需要进行车队的横向控制^[7]。考虑到车队控制是多目标控制问题,需要满足车辆行驶的平顺性以及复杂场景驾驶的安全性,同时还受到能量消耗、车辆动力学等因素的限制^[8],如车辆的纵向力应受到轮胎附着极限的约束。

为了解决智能网联车队规避障碍物时的横向控制问题,本文提出一种基于 MPC 的智能网联车队异步避障策略。建立周围交通参与者和道路的势场,综合考虑期望车道、期望速度以及车辆动力学限制,运用 MPC 理论进行最优轨迹规划,以实现障碍物规避,其中智能网联车队采用异步避障策略来降低行车风险以及道路的占用面积;通过 MATLAB/Simulink 与 TruckSim 的联合仿真,在不同的避障场景中对比车队的同步避障策略与异步避障策略的性能表现,以证明本文所提方法的可行性和优越性。

1 模型预测控制下的异步避障策略

1.1 单车数学模型及队列跟随策略

为了简化模型并提高计算速度,通常选用三自由度动力学模型来模拟单车动力学^[9],如图 1 所示,其动力学方程表示如下:

$$m(\ddot{u} - v r) = F_x \quad (1)$$

$$m(\dot{v} + \bar{u} r) = F_{yf} + F_{yr} \quad (2)$$

$$I_z \dot{r} = l_f F_{yf} - l_r F_{yr} \quad (3)$$

$$\dot{\varphi} = r \quad (4)$$

$$\dot{X} = \bar{u} \cos \varphi - v \sin \varphi \quad (5)$$

$$\dot{Y} = v \cos \varphi + \bar{u} \sin \varphi \quad (6)$$

其中: F_x 为车辆总纵向力; F_{yf} 、 F_{yr} 分别为前、后轮胎的总侧向力; m 为车辆质量; I_z 为绕 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; \bar{u} 、 v 、 r 分别为纵向速度、横向速度以及横摆角速度; X 、 Y 、 φ 分别为纵向位置、横向位置以及车辆航向角。

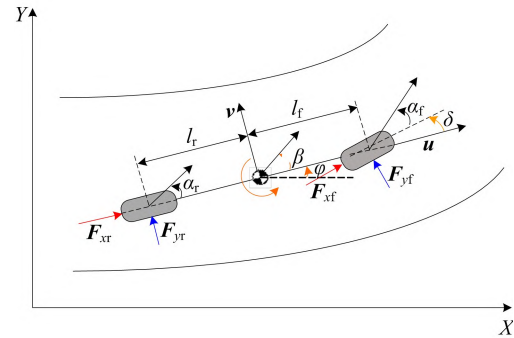


图 1 三自由度模型

为引入前轮转向系统,采用线性轮胎模型,则车辆侧向力^[10]可以表示为:

$$F_{yf} = -C_{af} \alpha_f = C_{af} \left(\delta - \frac{v + l_f r}{\bar{u}} \right) \quad (7)$$

$$F_{yr} = -C_{ar} \alpha_r = C_{ar} \left(-\frac{v - l_r r}{\bar{u}} \right) \quad (8)$$

其中: C_{af} 、 C_{ar} 分别为前、后轮的侧偏刚度; α_f 、 α_r 分别为前、后轮的侧偏角; δ 为方向盘转角。

取 $\mathbf{x} = [\bar{u} \ v \ r \ \theta \ X \ Y]^T$, $\mathbf{u}_c = [F_x \ \delta]^T$, 建立状态空间方程并离散化得:

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A} \mathbf{x}_t + \mathbf{B} \mathbf{u}_{c_t} \quad (9)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{C} \mathbf{x}_t \quad (10)$$

其中: \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 分别为系统矩阵、控制矩阵以及输出矩阵; $\mathbf{y}_t = [Y_t \ \bar{u}_t]^T$ 为输出变量矩阵; \mathbf{u}_{c_t} 为控

制输入矩阵。

采用前车跟随策略 (Predecessor Following)^[11] 进行目标车速设计:

$$\bar{u}_{\text{des}_i} = a_1 \bar{u}_{i-1} + a_2 (\bar{u}_{i-1} - \bar{u}) + a_3 (X_{i-1} - X_i) \quad (11)$$

其中: \bar{u}_{des_i} 为第 i 辆车的目标车速; \bar{u}_i 为第 i 辆车的实际车速; X_i 为第 i 辆车的纵向位置; a_i ($i=1, 2, 3$) 为权重系数。

接收来自全局规划的目标车道信息,并由感知模块获得速度信息,可得到目标输出矩阵:

$$\mathbf{y}_{\text{des}_i} = [\mathbf{Y}_{\text{des}_i} \quad \bar{u}_{\text{des}_i}] \quad (12)$$

1.2 人工势场理论

为实现对于周围交通参与者和道路的风险量化,本文引入人工势场理论^[12]。通常对不可跨越障碍物、可跨越障碍物和道路边界 3 类事物进行人工势场建模,以帮助车辆进行障碍物的规避。总体的人工势场可以表示为:

$$U = \sum U_{\text{NC}} + \sum U_{\text{C}} + \sum U_{\text{R}} \quad (13)$$

不可跨越障碍物包括车辆和行人等,此类人工势场是以自车相对于障碍物的安全距离 s_i 为自变量建立的^[13],即

$$U_{\text{NC}_i}(X, Y) = \frac{a_i}{s_i^{b_i}} = \frac{a_i}{s_i \left(\frac{\Delta X}{X_{s_i}}, \frac{\Delta Y}{Y_{s_i}} \right)^{b_i}} \quad (14)$$

$$X_{s_i} = X_0 + \bar{u}T_0 + \frac{\Delta \bar{u}_{a_i}^2}{2a_n} \quad (15)$$

$$Y_{s_i} = Y_0 + (\bar{u} \sin \varphi + \bar{u}_0 \sin \varphi)T_0 + \frac{\Delta \bar{v}_{a_i}^2}{2a_n} \quad (16)$$

其中: a_i 、 b_i 分别为人工势场的密度以及形状参数; X_{s_i} 、 Y_{s_i} 分别为纵向和横向安全距离; X_0 、 Y_0 分别为最小的纵向和横向距离; T_0 为安全时间间隔; \bar{u}_{a_i} 、 \bar{v}_{a_i} 分别为纵向和横向相对速度; ΔX 、 ΔY 分别为自车与障碍物之间的纵向和横向距离。

可跨越障碍物包括减速带及一些道路垃圾等,此类人工势场可定义为:

$$U_{\text{C}_j}(X, Y) = a_j e^{-b_j s_j} = a_j \exp \left[-b_j s_j \left(\frac{\Delta X}{X_{s_j}}, \frac{\Delta Y}{Y_{s_j}} \right) \right] \quad (17)$$

道路边界包括车道线和道路隔离带,应防止车辆越过道路隔离带,并保证车辆在非变道时保持在同一车道。因此此类人工势场采用二次函数的形式进行定义:

$$U_{\text{R}} = \begin{cases} a_q [S_{\text{R}}(X, Y) - D_a]^2, & S_{\text{R}}(X, Y) < D_a; \\ 0, & S_{\text{R}}(X, Y) > D_a \end{cases} \quad (18)$$

其中: S_{R} 为车辆距离道路边界的安全距离; D_a 为车辆与道路边界的许可距离。

1.3 模型预测控制

面向自动驾驶的模型预测控制 MPC 通常包括基于运动学模型和基于动力学模型 2 种方式。智能网联车辆不同于室内轮式机器人,它更多是以较高的速度在复杂的交通场景中行驶。精确的动力学模型可以提高智能网联车辆在高速行驶时的可靠性。

本文运用基于三自由度动力学模型的 MPC 来解决智能网联车队面临的多目标控制以及避障规划的最优化问题。

考虑车辆纵向平顺性及法规,引入约束:

$$\bar{u}_{\min} < \bar{u} < \bar{u}_{\max} \quad (19)$$

$$|\delta| \leq \delta_{\max} \quad (20)$$

$$|\dot{\delta}| \leq \dot{\delta}_{\max} \quad (21)$$

$$F_x \leq F_{x_{\max}} \quad (22)$$

其中: \bar{u}_{\min} 、 \bar{u}_{\max} 分别为最小、最大的允许速度; δ_{\max} 为最大方向盘转角; $\dot{\delta}_{\max}$ 为最大方向盘转速; $F_{x_{\max}}$ 为最大纵向力。

轮胎纵、横向力应符合附着椭圆,故引入约束:

$$\left(\frac{F_x}{F_{x_{\max}}} \right)^2 + \left(\frac{F_{y^*}}{F_{y^*_{\max}}} \right)^2 \leq 1 \quad (23)$$

其中: F_{y^*} 为前轴或后轴的侧向力, * 表示 f 或 r; $F_{y^*_{\max}}$ 为前轴或后轴的最大侧向力。

综上所述,最优化问题可以表示为:

$$\min_{\mathbf{u}_c, \mathbf{g}} \sum_{k=1}^{N_p} U + \|\mathbf{y}_{t+k,t} - \mathbf{y}_{\text{des}_{t+k,t}}\|_T^2 + \|\mathbf{u}_{t+k-1,t}\|_S^2 + \|\mathbf{u}_{t+k-1,t} - \mathbf{u}_{t+k-2,t}\|_R^2 + \|\boldsymbol{\varepsilon}_k\|_J^2 \quad (24)$$

s. t.

$$\mathbf{x}_{t+k,t} = \mathbf{A} \mathbf{x}_{t+k-1,t} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{t+k-1,t} \quad (25)$$

$$\mathbf{y}_{t+k,t} = \mathbf{C} \mathbf{x}_{t+k,t} \quad (26)$$

$$\mathbf{y}_{s_{t+k,t}} = \mathbf{C}_s \mathbf{x}_{t+k,t} + \mathbf{D}_s \mathbf{u}_{c_{t+k,t}} \quad (27)$$

$$\mathbf{y}_{s_{t+k,t}} \leq \mathbf{y}_{s_{\max}} + \boldsymbol{\varepsilon}_k \quad (28)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k \geq \mathbf{0} \quad (29)$$

$$\mathbf{u}_{c_{\min}} \leq \mathbf{u}_{c_{t+k-1,t}} \leq \mathbf{u}_{c_{\max}} \quad (30)$$

$$\mathbf{u}_{c_{\min}} \leq \mathbf{u}_{c_{t+k-1,t}} - \mathbf{u}_{c_{t+k-2,t}} \leq \mathbf{u}_{c_{\max}} \quad (31)$$

$$\mathbf{u}_{c_{t+k,t}} = \mathbf{u}_{c_{t+k-1,t}}, k > N_c \quad (32)$$

其中: $k=1, 2, \dots, N_p$; N_p 为预测时域; N_c 为控制时域; $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 为在预测时刻 k 的松弛因子。预测时域内,车辆状态量和目标输出量分别用式(25)、(26)进行预测; $\mathbf{y}_s = [\bar{u} \quad F_x \quad F_{y_f} \quad F_{y_r}]^T$ 为约束标量,其通过输出矩阵 \mathbf{C}_s 和前馈矩阵 \mathbf{D}_s 进行预测;对于速度和附着椭圆的约束通过式(28)实现;

式(30)、(31)分别为控制量以及控制量变化率的上下限; U 为人工势场总和。由于人工势场的非线性和非凸特性,需要将该最优化问题转化为对应的二次凸优化问题,详见文献[14]。

智能网联车队存在同步和异步 2 种避障策略。同步避障策略是指在避障过程中车队内的车辆保持一致运动,同时进行避障;而异步避障策略是指在避障过程中车队内的车辆依次独立完成避障任务,而后再组成队列行驶。为降低行车风险以及道路的占用面积,本文采取基于 MPC 的异步避障策略进行车队的避障规划。

2 仿真验证

目前智能网联汽车编队行驶技术通常用于专用化程度高的运输工作中,如矿区工作车、港口运输车以及高速货运车辆等^[15-17]。因此,本文运用箱式货车作为仿真对象,通过 MATLAB/Simulink 与 TruckSim 联合仿真,设计并分析了 2 个典型避障场景。联合仿真框架图如图 2 所示。

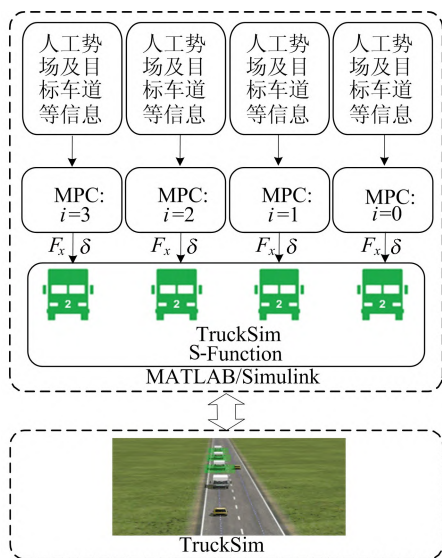


图 2 联合仿真框架图

2.1 单障碍物避障场景

本场景模拟现实中的智能网联车队变道超车的过程,车队由 4 辆商用车组成,障碍物车辆以 54 km/h 的速度行驶在第 1 车道。在期望车间距为 50 m 的条件下,智能网联车队以 65 km/h 的初始速度行驶在第 1 车道,碰到行驶缓慢的障碍物车辆后进行变道超车。

单障碍物避障场景示意图如图 3 所示。单障碍物避障场景中不同避障策略的运动轨迹如图 4 所示。

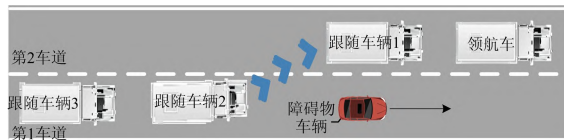
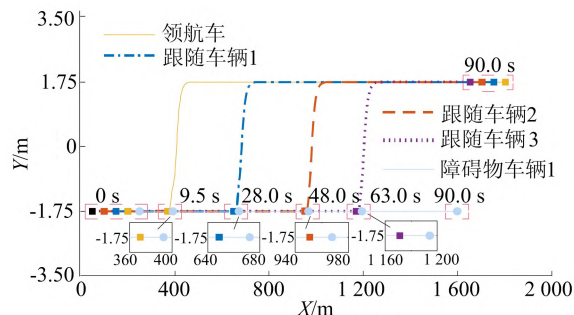
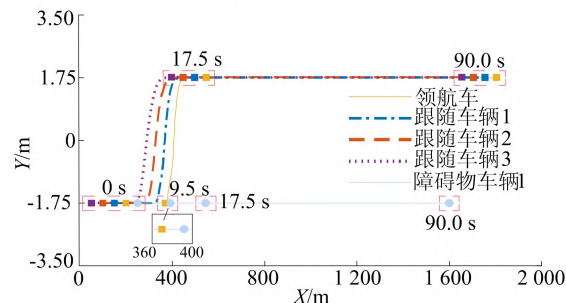


图 3 单障碍物避障场景示意图



(a) 异步避障策略



(b) 同步避障策略

图 4 单障碍物避障运动轨迹

由图 4a 可知,在异步避障策略下,智能网联车队中的每辆车在遇到障碍物车辆之后依次进行避障规划,所有车辆在保持一定安全距离的情况下顺利地完成了变道超车,并且在同一时刻下,车队变道所占用的纵向空间在 20~30 m 之间。由图 4b 可知,在同步避障策略下,当领航车遇到障碍物车辆而进行避障动作时,后方车辆跟随领航车同时进行横向运动,此时车队能够顺利完成避障任务,但是同一时刻下车队变道所占用的纵向空间为 180~200 m 之间。

相较之下,同步避障策略车辆占用的道路为异步避障策略车辆的 6~9 倍,而且当目标车道同时存在其他障碍物车辆时,由于横、纵向跟随要求与横向安全冲突,同步避障策略车队的行车风险将会增大。

单障碍物避障场景中不同避障策略的跟车距离误差变化情况如图 5 所示。其中, \bar{s}_i 为第 i 辆车与第 $i-1$ 辆车之间的距离误差。

由图 5 可知,在不同避障策略下,整体的距离误差保持在 1 m 以下,并且当各车完成避障任务后,距离误差最终能够实现渐进稳定。仿真结果

表明,基于 MPC 的方法能够保证队列在避障时的纵向线性稳定性。

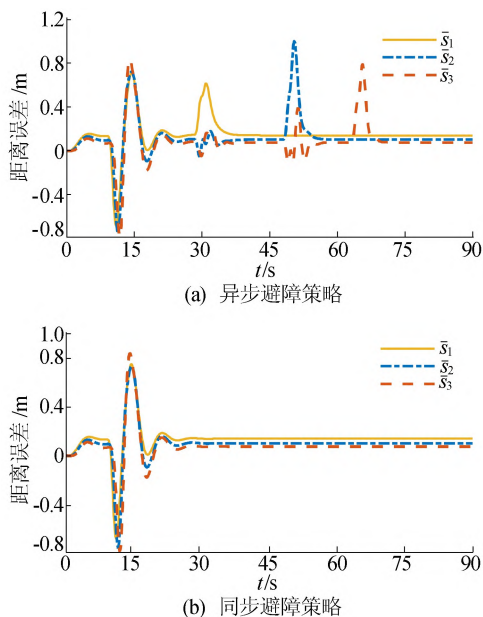


图 5 单障碍物避障距离误差

2.2 多障碍物避障场景

本场景模拟智能网联车队的变道超车过程中目标车道前方存在其他障碍物车辆的情况。障碍物车辆 1 以 54 km/h 的速度行驶在第 1 车道,同时前方的障碍物车辆 2 以 61 km/h 的速度行驶在第 2 车道。在期望车间距为 50 m 的条件下,智能网联车队以 65 km/h 的初始速度行驶在第 1 车道。车队对障碍物车辆 1 完成超车后,由于障碍物车辆 2 的阻碍,为减少并行时间,车队将返回第 1 车道。多障碍物避障场景示意图如图 6 所示。



图 6 多障碍物避障场景示意图

多障碍物避障场景中不同避障策略的运动轨迹如图 7 所示。

由图 7a 可知,领航车在变道规避障碍物车辆 1 后,在目标车道前方遇到障碍物车辆 2,为减少与障碍物车辆 1 的并行时间,领航车需要变道返回第 1 车道,在异步避障策略下,车队有序完成多障碍物车辆的避障任务,并减少了道路面积的占用,提高了行车安全性。

由图 7b 可知,在同步避障策略下,由于后车

对于前车的横向运动跟随,后车在不需要避障的情况下会出现多次的变道,而且无效变道减少了自车与障碍物的纵向距离,当后车真正需要避障时,所剩不多的纵向距离将极大地增加车队的行车风险。

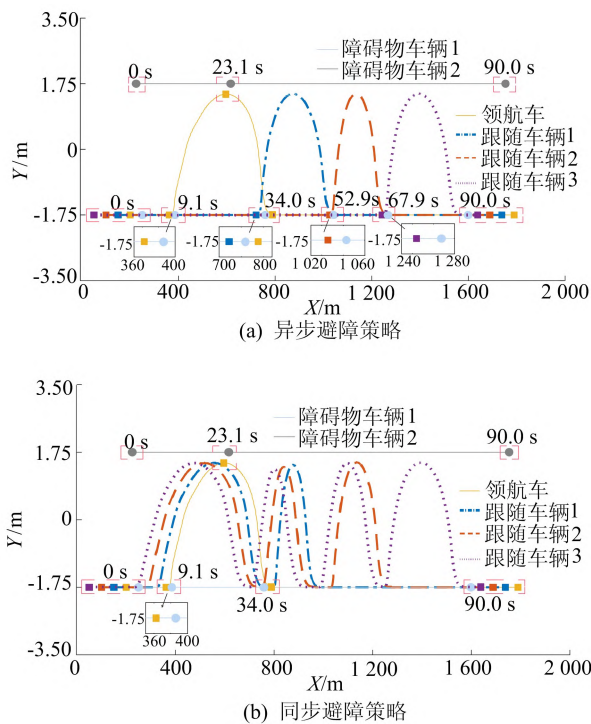


图 7 多障碍物避障运动轨迹

多障碍物避障场景中不同避障策略的跟车距离误差变化情况如图 8 所示。

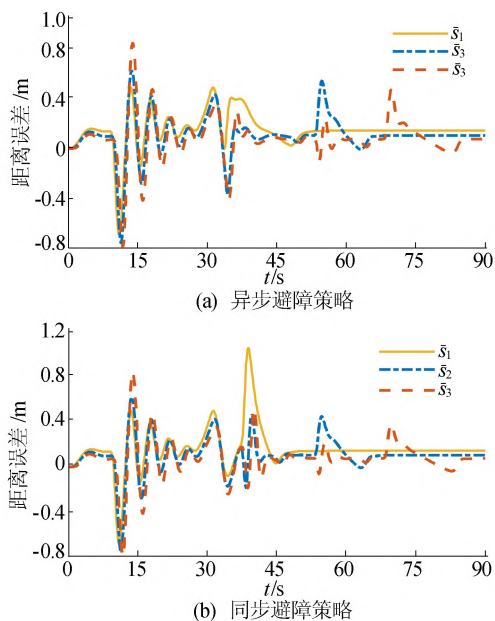


图 8 多障碍物避障距离误差

由图 8a 可知,在多障碍物避障过程中,异步避障策略能够将跟车距离误差维持在 0.8 m 以内,而且当整体车队完成避障后,距离误差能够实现渐进稳定。由图 8b 可知,同步避障策略下,领航车与跟随车辆 1 之间在 37.5 s 出现一个较大的峰值,这是由于跟随车辆 1 发生无效变道后,随即遇到障碍物车辆 1 而进行避障所产生的距离误差脉冲。

相较之下,异步避障策略能够以较小的距离误差有序安全地完成多障碍物避障。

3 结 论

为解决智能网联车队规避障碍物时的横向控制问题,提升智能网联车辆队列的行驶安全性,本文提出了一种基于 MPC 的智能网联车队异步避障策略。

1) 通过建立周围交通参与者以及道路的人工势场,并综合考虑期望车道、期望速度以及车辆动力学约束,建立基于 MPC 的智能网联车队异步避障策略模型。

2) 基于 MATLAB/Simulink 与 TruckSim 的联合仿真,在不同避障场景下对比和分析了异步避障策略与同步避障策略的性能表现。在单障碍物避障场景中,异步避障策略能够有限地进行避障规划,并且保持车队整体的线性稳定性;同时,与同步避障策略相比,异步避障策略能够减少 6~9 倍的纵向道路面积需求。在多障碍物避障场景中,同步避障策略出现了跟随车辆的无效换道,增加了智能网联车队的行车风险。相较之下,异步避障策略能够在保证较小距离误差的同时,有序地进行避障规划,有效地提升了智能网联车队的行驶安全性。

[参 考 文 献]

- [1] XU L, ZHUANG W, YIN G, et al. Stable longitudinal control of heterogeneous vehicular platoon with disturbances and information delays [J]. IEEE Access, 2018, 6: 69794-69806.
- [2] LEE J, PARK B. Development and evaluation of a cooperative vehicle intersection control algorithm under the connected vehicles environment[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(1): 81-90.
- [3] 李骏. 中国预期功能安全的挑战与解决方案[J]. 智能网联汽车, 2021(5): 12-13.
- [4] GAO F, LI S E, ZHENG Y, et al. Robust control of heterogeneous vehicular platoon with uncertain dynamics and communication delay [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2016, 10(7): 503-513.
- [5] 陈明哲, 冀杰, 唐志荣, 等. 商用半挂车队列纵向运动协同控制及仿真[J]. 重庆大学学报, 2018, 41(9): 39-47.
- [6] ZHENG Y, LI S E, LI K, et al. Distributed model predictive control for heterogeneous vehicle platoons under unidirectional topologies[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 25(3): 899-910.
- [7] WANG H, HUANG Y, KHAJEPOUR A, et al. Crash mitigation in motion planning for autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(9): 3313-3323.
- [8] YANG K, TANG X, QIN Y, et al. Comparative study of trajectory tracking control for automated vehicles via model predictive control and robust H-infinity state feedback control[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2021, 34(1): 1-14.
- [9] RASEKHIPOUR Y, KHAJEPOUR A, CHEN S K, et al. A potential field-based model predictive path-planning controller for autonomous road vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 18(5): 1255-1267.
- [10] GAO Y, GRAY A, TSENG H E, et al. A tube-based robust nonlinear predictive control approach to semiautonomous ground vehicles[J]. Vehicle System Dynamics, 2014, 52(6): 802-823.
- [11] 蒋骆. 混合交通环境下的车辆队列纵向控制研究[D]. 重庆: 西南大学, 2020.
- [12] WANG J, WU J, LI Y. The driving safety field based on driver-vehicle-road interactions[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(4): 2203-2214.
- [13] SCHULMAN J, HO J, LEE A X, et al. Finding locally optimal, collision-free trajectories with sequential convex optimization[C]//Proceedings of Robotics: Science and Systems. [S. l. : s. n.], 2013: 1-10.
- [14] RASEKHIPOUR Y, FADAKAR I, KHAJEPOUR A. Autonomous driving motion planning with obstacles prioritization using lexicographic optimization[J]. Control Engineering Practice, 2018, 77: 235-246.
- [15] SHLADOVER S E, DESOER C A, HEDRICK J K, et al. Automated vehicle control developments in the PATH program[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1991, 40(1): 114-130.
- [16] RAJAMANI R, TAN H S, LAW B K, et al. Demonstration of integrated longitudinal and lateral control for the operation of automated vehicles in platoons[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2000, 8(4): 695-708.
- [17] GAO S, LIM A, BEVLY D. An empirical study of DSRC V2V performance in truck platooning scenarios[J]. Digital Communications and Networks, 2016, 2(4): 233-244.

(责任编辑 胡亚敏)