

面向人机共驾的车道保持预测控制

章军辉^{1,2,3,4}, 刘禹希^{2,4}, 郭晓满^{2,4}, 刘俊泽^{2,4}, 丁羽璇^{2,4}

(1. 苏州工学院 电气与自动化工程学院, 江苏 苏州 215500; 2. 无锡物联网创新中心有限公司, 江苏 无锡 214029; 3. 江苏省工业机器人复杂工艺智慧控制工程研究中心, 江苏 苏州 215500; 4. 江苏省物联网创新中心 昆山分中心, 江苏 苏州 215347)

摘 要:为了更好地描述共驾型车道保持控制系统(LKAS)的结构和行为,让智辅系统能够预判驾驶人的转向控制意图,提出了一种基于闭环人-车-路模型与态势预测因子的车道保持预测控制算法。首先,引入基于视觉预瞄特性与神经肌肉动力学的驾驶人转向模型,利用粒子群优化(PSO)算法对驾驶人转向模型参数进行离线辨识,并将驾驶人纳入控制回路建立了人-车-路模型;其次,基于模型预测控制(MPC)理论构建约束型二次型代价函数,将共驾型LKAS的转向力矩决策问题转化成带约束的在线二次规划(QP)问题;再次,根据预瞄位置处车辆运动状态的发展态势,设计了一种人机控制权决策模型,用以实现人机控制权的平稳动态分配;最后,基于驾驶人在环的CarSim/Simulink集成环境对该共享控制算法进行了验证与探讨,结果表明:本文提出的共享控制算法能够一定程度上减少智辅系统对驾驶人的干预,即智辅系统能够预判驾驶人的转向控制意图,从而加深共驾过程中智辅系统与驾驶人之间的合作程度,但是以牺牲横向运动控制精度为代价。

关键词:智能汽车;人机共驾;MPC控制;控制权决策;驾驶人转向模型

中图分类号:U461 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2025)11-3593-11

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240109

Driver-automation cooperation oriented lane-keeping control employing model predictive control approach

ZHANG Jun-hui^{1,2,3,4}, LIU Yu-xi^{2,4}, GUO Xiao-man^{2,4}, LIU Jun-ze^{2,4}, DING Yu-xuan^{2,4}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Suzhou University of Technology, Suzhou 215500, China; 2. Wuxi Internet of Things Innovation Center Co., Ltd., Wuxi 214029, China; 3. Jiangsu Engineering Research Center of Industrial Robot Complex Process Intelligent Control, Suzhou 215500, China; 4. Kunshan Department, Jiangsu Internet of Things Innovation Center, Suzhou 215347, China)

Abstract: In order to better describe the structure and behavior of the shared lane keeping assist system (LKAS), and hence to enable the intelligent system to predict the driver's steering intention during the co-driving, a novel shared steering control algorithm based on situation prediction factor is thus proposed. Firstly, a driver steering model based on visual preview characteristics and neuromuscular dynamics is introduced. The parameters of such model are identified by particle swarm optimization (PSO) algorithm. By the integration of driver steering model and vehicle-road model, the closed-loop driver-vehicle-road

收稿日期:2024-01-29.

基金项目:江苏省博士后科研计划项目(2020Z411).

作者简介:章军辉(1985-),男,高级工程师,博士.研究方向:车路协同,人机共驾技术. E-mail: zjh34@mail.ustc.edu.cn

model is established. Secondly, by employing model predictive control (MPC) framework, the decision-making of desired steering torque for shared LKAS is transformed into an online quadratic programming (QP) problem formulated as a quadratic objective function with multiple linear inequality constraints. Then, in order to achieve smooth transition of driving control authority, a driver-automation control authority model is designed using comprehensive preview error approach. Finally, the comparative experimental results demonstrate that by introducing the driver steering model, the intervention from intelligent system, negative intervention especially, can be effectively reduced to a certain extent, but the improved driver-automation friendliness is at the cost of sacrificing the accuracy of lateral motion control.

Key words: intelligent vehicle; shared autonomy; MPC; control authority decision; driver steering model

0 引言

人机协同控制技术是解决智能汽车难以快速跨越至高度自动化水平的有效过渡手段,成为智能驾驶领域研究的前沿与热难点^[1,2]。驾驶人、受控车辆、内外部驾驶环境等因素是人机协同控制系统的重要组成部分。驾驶人具备较强的信息归纳、推理及学习能力,而这些任务对于智辅系统来说是比较困难的;随着任务的频次与复杂度增加,驾驶人往往容易犯错误,而智辅系统却能够轻松应对一些重复任务。充分发挥驾驶人、智能系统各自的优势,包括感知、决策、控制等能力,人机协同完成车辆驾驶任务,从而缓解自动驾驶汽车面临的技术缺陷、高昂成本、权责划分相关立法、社会伦理等问题^[3,4]。然而现阶段,人机协同控制在诸如人机交互显式表达、人机控制权合理分配、人机冲突处理等方面仍面临着巨大挑战^[5,6]。

面对纷繁复杂的道路场景时,如何合理地动态分配驾驶人与智辅系统之间的控制权一直是人机协同控制系统研究的关键^[7]。主要的研究方法归纳如下:

(1)基于车辆状态的控制权分配策略。主要是通过计算车辆横向位置偏差与航向角偏差、换道时间(Time to lane crossing, TLC)、碰撞时间(Time to collision, TTC)等来设计人机控制权分配策略。TLC常被用于换道辅助系统(Lane change assist, LCA)^[8]、协同转向系统设计^[9]。Noh等^[10]采用TTC、刹车时间与最小安全边界指标来量化车辆当前的危险程度,进而设计多模式控制与切换逻辑。陈无畏等^[11]设计了一种基于预瞄偏移距离的人机权值分配策略,在保证一定轨迹跟踪精度的前提下给予驾驶人更多的控制权裕度。Guo等^[12]根据车辆横向位置偏差与航向角

偏差来判断驾驶人的换道意图,提升了人机协同转向控制的舒适性。

(2)基于驾驶人相关因素的控制权分配策略。Wada等^[13]根据驾驶人方向盘转角与理想转角之差来确定智辅系统的辅助转向力矩,以减少智辅系统的干预。Nguyen等^[14,15]综合考虑驾驶人输入力矩与驾驶人状态设计了一种U型函数来计算驾驶人需要的辅助力矩,提高了协同控制过程中的人机友好性。Benloucif等^[16]在人机协同系统设计时,基于双点预瞄式驾驶人模型与车辆二自由度模型建立了驾驶人在环的车路模型,提高了驾驶人对人机协同控制系统的接受度。田彦涛等^[17]基于驾驶人转向模型建立了一种共享转向控制系统,在兼顾车辆轨迹跟踪精度的同时极大地减轻了驾驶人工作负荷。

(3)综合考虑车辆状态与驾驶人相关因素的控制权分配策略。李学鋈等^[18]提出了一种人机控制权动态分配方法,综合考虑侧向偏差、航向角偏差、方向盘转角等因素来动态调整驾驶人与智辅系统的输入权重。Guo等^[19]根据车辆偏离中心线距离和驾驶人与智辅系统控制信号的差值,采用模糊逻辑方法来计算人机协同控制权重,并基于MPC方法实现人机协同控制目标。高振刚等^[20]根据驾驶人输入力矩、车辆状态、横向偏差来决策协同控制因子的模糊规则曲面,有效降低了系统干预度,提高了车辆行驶安全性与舒适性。Sentouh等^[21]为了能够较好地预判驾驶人的转向意图,引入了驾驶人模型,并根据驾驶人状态、车道偏离程度来决策最佳控制器,实现了平稳的人机转向控制。

为了让智辅系统能够更好地预判驾驶人的转向行为,设计并集成优秀的驾驶人转向模型是有必要的。同时,为了设计合理的人机控制权分配

1.3 远近视角模型

基于远近视点的两点预瞄模型如图 3 所示。该模型比较符合驾驶人的日常驾驶行为习惯,其中远视点是用于估计道路曲率大小,近视点是用于补偿车辆与车道中心线之间的横向偏差。

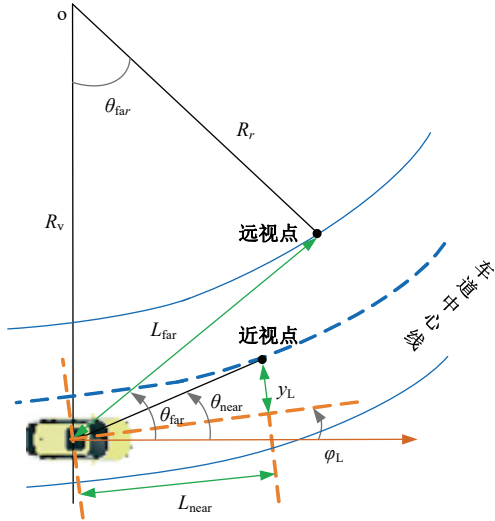


图 3 远近视角模型

Fig. 3 Two-point preview model

远近视角预瞄模型满足:

$$\begin{cases} \theta_{far} \approx \frac{L_{far}}{R_v} = \frac{L_{far} \omega_r}{v_x} \\ \theta_{near} = \frac{y_L}{L_{near}} + \varphi_L \end{cases} \quad (2)$$

式中: L_{far} 为远视点预瞄距离; R_v 为车辆质心处的曲率半径; θ_{near} 为近视角; θ_{far} 为远视角。

1.4 驾驶人转向模型

1.4.1 模型构建

如图 4 所示,为了更真实地逼近驾驶人的转向行为,建立 PSO 优化的驾驶人转向模型。其中, T_f 为反馈力矩,用以模拟触觉交互功能; θ_{des} 为

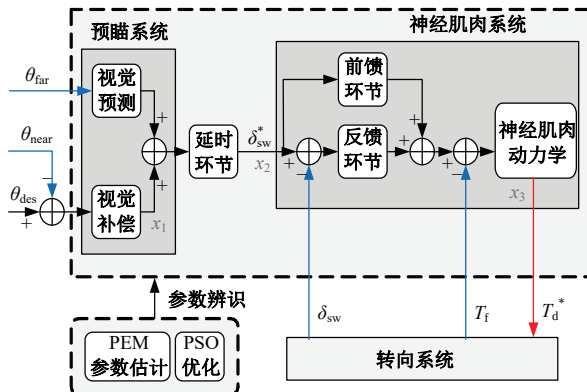


图 4 驾驶人转向模型

Fig. 4 Driver steering model

期望的近视角,且满足 $\theta_{des} = 0$, δ_{sw}^* 为预瞄系统估计的方向盘转角; PSO 群智算法^[22] 是用以增强模型参数对驾驶群体的适应能力。

基于远近视角预瞄模型与神经肌肉动力学理论^[21], 建立驾驶人转向模型:

$$\begin{cases} \dot{x}_d(t) = A_d x_d(t) + B_d u_d(t) \\ y_d(t) = C_d x_d(t) \end{cases} \quad (3)$$

$$A_d = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_{lag}} & 0 & 0 \\ \frac{1}{\tau_p} & -\frac{1}{\tau_p} & 0 \\ 0 & \frac{K_R v_x + K_T}{\tau_N} & -\frac{1}{\tau_N} \end{bmatrix};$$

$$B_d = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{K_C \tau_{lag} - \tau_{lead}}{v_x \tau_{lag} \tau_{lag}} & 0 & 0 \\ K_p \frac{1}{\tau_p} & -\frac{K_C \tau_{lead}}{v_x \tau_{lag} \tau_p} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & K_T \frac{-1}{\tau_N} & \frac{-1}{\tau_N} \end{bmatrix};$$

$$C_d = [0, 0, 1]。$$

式中: $x_d = [x_1, x_2, x_3]^T$ 为状态向量, x_1, x_2, x_3 皆为中间变量; $y_d = T_d^*$ 为驾驶人转向模型的预测输出; $u_d = [\theta_{far}, \theta_{near}, \delta_{sw}, T_f]^T$ 为模型输入; δ_{sw} 为驾驶人操控的方向盘转角。 K_p 为视觉预测模块的比例增益; τ_{lead}, τ_{lag} 分别为视觉补偿模块的超前、滞后时间常数; K_C 为视觉补偿模块的比例增益; τ_p 为延时环节的反应时间; K_R 为前馈环节的比例增益; K_T 为反馈环节的比例增益; τ_N 为神经肌肉动力学模块的时间常数。

1.4.2 模型参数辨识

模型参数辨识是寻找满足设计目标要求的最佳模型参数的过程。通常,采用预测误差方法 (Prediction error method, PEM)^[17] 对驾驶人转向模型参数进行估计。为了避免优化算法陷入局部极小值的问题,采用 PSO 群智算法来提升优化算法的全局搜索能力。

将待辨识的模型参数视作一个粒子,选取驾驶人真实输入与模型预测输出的偏差平方和的倒数作为个体适应度函数,经过 PSO 迭代寻优后得到一个最优粒子,见表 1。

1.4.3 模型验证

为了验证模型的准确性,设计一段弯道,曲率

表 1 驾驶人转向模型参数

Table 1 Parameters of driver steering model

参数	K_P	K_C	τ_{lead}	τ_{lag}	τ_p	K_R	K_T	τ_N
数值	2.1	28.0	2.6	1.0	0.04	0.27	20.5	0.1

半径为 150 m,车速为 30 km/h。如图 5 所示,驾驶人转向力矩与模型输出的变化趋势基本一致,平均误差为 0.026,均方根误差为 0.144,表明该驾驶人转向模型是有效的。

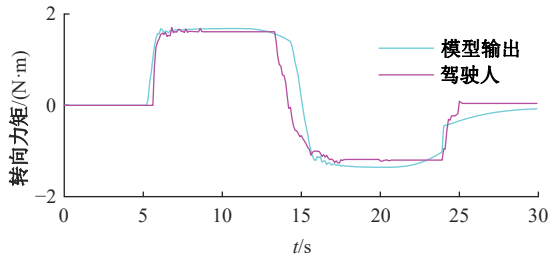


图 5 驾驶人转向力矩与模型输出对比

Fig. 5 Comparison of steering torques of the driver and driver steering model

1.5 人-车-路模型

为了能够更好地描述共驾型 LKAS 系统的结构和行为,构建合适的数学模型是至关重要的。联立式(1)与式(3),得到闭环的人-车-路模型(Driver-vehicle-road, DVR):

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + G\phi(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $x = [x_v^T, x_d^T]^T$ 为状态向量; $u = T_a$ 为模型输入; $y = [y_v^T, y_d^T]^T$ 为预测输出。各系数矩阵满足

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} A_v & B_v C_d \\ B_d \tilde{C}_v & A_d \end{bmatrix}_{9 \times 9}; \\ B &= [B_v^T, 0_{1 \times 3}]^T; \\ G &= [G_v^T, 0_{1 \times 3}]^T; \\ C &= \begin{bmatrix} C_v & 0_{3 \times 3} \\ 0_{1 \times 6} & C_d \end{bmatrix}_{4 \times 9}; \\ \tilde{C}_v &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{L_{far}}{v_x} & 0 & 0 \\ \frac{1}{L_{near}} & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & i_s & 0 \\ 0 & \frac{-2C_f \eta_t}{i_s v_x} & 0 & \frac{-2aC_f \eta_t}{i_s v_x} & \frac{2C_f \eta_t}{i_s} & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

采用零阶保持法对式(4)进行离散化处理,得到离散状态空间方程:

$$\begin{cases} x(k+1|k) = Ax(k) + Bu(k) + G\phi(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases} \quad (8)$$

式中:

$$\begin{aligned} A &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{A^k T_s^k}{k!}; \\ B &= \sum_{k=1}^{\infty} \frac{A^{k-1} T_s^k}{k!} B; \\ G &= \sum_{k=1}^{\infty} \frac{A^{k-1} T_s^k}{k!} G; \\ C &= C. \end{aligned}$$

T_s 为采样周期。

2 模型预测控制

2.1 代价函数

为了较好地完成任务,车辆横向位置应尽可能逼近车道中心线,同时为了保证控制效果,控制输入宜尽可能小。构建二次型代价函数:

$$\begin{aligned} J(k) &= \sum_{i=1}^p \|y(k+i) - y_{ref}(k+i)\|_{Q(k)}^2 + \\ &\quad \sum_{i=0}^{c-1} \|u(k+i)\|_{R(k)}^2 \end{aligned} \quad (6)$$

式中: Q 为状态权系数矩阵; R 为控制输入权系数; $y_{ref} = [y_{l,ref}, \varphi_{l,ref}, \delta_{f,ref}, T_{d,ref}^*]^T$ 为参考输出; p 为预测时域长度; c 为控制时域长度。

2.2 I/O 约束及松弛化

综合考虑实际应用场景及车辆自身物理限制等因素,对系统 I/O 进行边界约束:

$$\begin{cases} u_{min} \leq u(k+i|k) \leq u_{max}, i \in [0, c-1] \\ y_{min} \leq y(k+i+1|k) \leq y_{max}, i \in [0, p-1] \end{cases} \quad (7)$$

式中: u_{max} 、 u_{min} 分别为控制输入的上界与下界; $y_{max} = [y_{l,max}, \varphi_{l,max}, \delta_{f,max}, T_{d,max}^*]^T$ 为输出上界; $y_{min} = [y_{l,min}, \varphi_{l,min}, \delta_{f,min}, T_{d,min}^*]^T$ 为输出下界。

如图 6 所示,为了防止车辆偏离车道边界,在惯性坐标系下建立刚性约束条件:

$$\begin{cases} Y_{LF} \leq d_{strip} \\ Y_{RF} \leq d_{strip} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $Y_{LF} = -\left(y_l - (L_{near} - a)\varphi_l - \frac{1}{2}d_w\right)$ 为预瞄点处左前轮相对车道中心线的距离; $Y_{RF} = y_l -$

其中: I_c 为 $c \times c$ 的单位矩阵。

$$\begin{aligned}\kappa &= [1, -(L_{\text{near}} - a), 0, 0]; \\ D_p &= [d_{\text{strip}} - \frac{1}{2}d_w, \dots, d_{\text{strip}} - \frac{1}{2}d_w]^T; \\ Y_{\text{max}} &= [y_{\text{max}}^T, y_{\text{max}}^T, \dots, y_{\text{max}}^T]^T; \\ Y_{\text{min}} &= [y_{\text{min}}^T, y_{\text{min}}^T, \dots, y_{\text{min}}^T]^T; \\ U_{\text{max}} &= [u_{\text{max}}, u_{\text{max}}, \dots, u_{\text{max}}]^T; \\ U_{\text{min}} &= [u_{\text{min}}, u_{\text{min}}, \dots, u_{\text{min}}]^T; \\ v_{\text{max}}^u &= [v_{\text{max}}^u, v_{\text{max}}^u, \dots, v_{\text{max}}^u]^T; \\ v_{\text{min}}^u &= [v_{\text{min}}^u, v_{\text{min}}^u, \dots, v_{\text{min}}^u]^T; \\ V_{\text{max}}^y &= [v_{\text{max}}^y, v_{\text{max}}^y, \dots, v_{\text{max}}^y]^T; \\ V_{\text{min}}^y &= [v_{\text{min}}^y, v_{\text{min}}^y, \dots, v_{\text{min}}^y]^T; \\ v_{\text{max}}^y &= [v_{\text{max}}^{y_L}, v_{\text{max}}^{y_L}, v_{\text{max}}^{y_R}, v_{\text{max}}^{y_R}]^T; \\ v_{\text{min}}^y &= [v_{\text{min}}^{y_L}, v_{\text{min}}^{y_L}, v_{\text{min}}^{y_R}, v_{\text{min}}^{y_R}]^T.\end{aligned}$$

3 共享控制策略

3.1 人机控制权决策模型

在 Sentouh 等^[24]的研究基础上,根据预瞄位置处车辆运动状态的发展态势,及时对驾驶人、智辅系统的输入转向力矩进行综合调整,设计一种人机控制权决策模型(简记为 G 策略):

$$\begin{cases} w_a = 1 - e^{-\frac{1}{\alpha}\xi_L^2(t)} \\ w_d = 1 - w_a \end{cases} \quad (12)$$

式中: w_a 、 w_d 分别为智辅系统、驾驶人的控制权值; α 为可调参数; $\xi_L(t) = \lambda_1 |\bar{y}_L(t)| + \lambda_2 |\bar{\varphi}_L(t)|$ 为态势预测因子,表示综合预瞄偏差情况。其中 $\bar{y}_L$ 、 $\bar{\varphi}_L$ 分别为预瞄横向偏差、横摆角偏差的归一化值, λ_1 、 λ_2 为设计参数,且满足 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 。

如图 7 所示,由于 ξ_L 取值正负是相对的,不妨选取右侧实线部分作为式(20)所示的人机控制

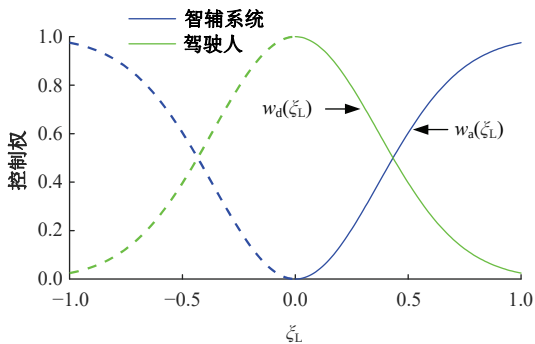


图 7 人机控制权决策模型,其中 $\alpha = 0.27$, $\lambda_1 = 0.8$, $\lambda_2 = 0.2$

Fig. 7 Driver-automation control authority decision model, where $\alpha = 0.27$, $\lambda_1 = 0.8$, $\lambda_2 = 0.2$

权决策模型。当 $\xi_L \rightarrow 1$ 时,综合预瞄偏差较大,控制权逐步交给智辅系统,由智辅系统来辅助驾驶;当 $\xi_L \rightarrow 0$ 时,车道保持效果逐渐变好,控制权逐步归还驾驶人,以保持驾驶人足够的控制权裕度。

3.2 综合性能评价

3.2.1 人机友好性

为了量化共驾过程中智辅系统对驾驶的干预程度,定义智辅系统干预因子^[24]:

$$\psi_{\text{intervene}} = 1 - e^{-\frac{|T_a - T_d|}{\Delta T_{\text{max}}}} \quad (13)$$

式中: ΔT_{max} 为智辅系统与驾驶人之间最大允许的扭矩差异; $\psi_{\text{intervene}}$ 为智辅系统干预因子。当干预因子趋于 0 时,表示人机高度协同;当干预因子趋于 1 时,表示干预程度愈发严重。

3.2.2 轨迹跟踪性

考虑到不同量纲的差异性,采用归一化的数据来量化轨迹跟踪性能指标。

$$J_T = \frac{1}{2} \int_0^t \bar{e}_y^2(t) dt + \frac{1}{2} \int_0^t \bar{e}_\varphi^2(t) dt \quad (14)$$

式中: $\bar{e}_y$ 、 $\bar{e}_\varphi$ 分别为为车辆质心位置处的横向偏差、横摆角偏差的归一化值; J_T 为轨迹跟踪性能指标。

3.2.3 驾驶舒适性

$$J_{D, \text{phy}} = \int_0^t T_d^2(t) dt \quad (15)$$

$$J_{D, \text{psy}} = \int_0^t \dot{T}_d^2(t) dt \quad (16)$$

式中: $J_{D, \text{phy}}$ 、 $J_{D, \text{psy}}$ 分别为驾驶人生理上、心理上的舒适性能指标。

3.2.4 智辅系统的计算负荷

$$J_A = \int_0^t T_a^2(t) dt \quad (17)$$

式中: J_A 为智辅系统的计算负荷。

4 验证

基于 Matlab/Simulink 以及 CarSim 集成环境,搭建了驾驶人在环的共驾型 LKAS 模型。驾驶人在环试验台架与弯道工况如图 8 所示,整车动力学参数见表 2,驾驶人转向模型参数见表 1。

如图 9 所示,分别对共驾、机驾与人驾模式下车辆质心位置处的横向偏差进行了对比,其中机驾效果近乎完美,共驾模式次之,人驾效果最差。大约在 55 s,由于道路曲率激增(见图 8),导致驾驶人独立操控的难度增加,此时在本文设计的人机控制权决策模型的作用下(见图 10),智辅系统

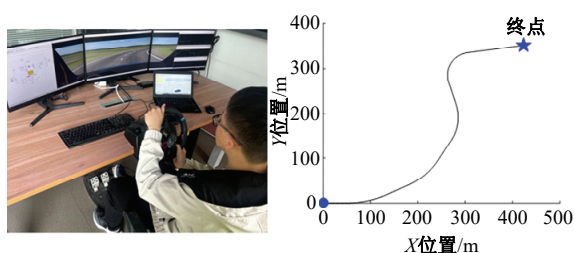


图 8 驾驶人在环实验台架与弯道工况

Fig. 8 Driver-in-the-loop platform and curved road

表 2 整车动力学参数

Table 2 Parameters of vehicle dynamics

参 数	数值
整车质量 m/kg	1 650
质心绕 z 轴的转动惯量 $I_z/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	3 234
车身宽度 m	1.88
前轴与车辆质心之间的距离 a/m	1.4
后轴与车辆质心之间的距离 b/m	1.65
前轮的侧偏刚度 $C_{f1}/(\text{kN}\cdot\text{rad}^{-1})$	92
后轮的侧偏刚度 $C_{r1}/(\text{kN}\cdot\text{rad}^{-1})$	92
轮胎接触地面宽度 η_i/m	0.13
转向系等效阻尼系数 $B_s/(\text{N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}\cdot\text{rad}^{-1})$	0.57
转向系等效转动惯量 $J_s/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	0.05
转向传动比 i_s	16
道路宽度 m	3.75
近视点预瞄距离 m	5
远视点预瞄距离 m	15
纵向速度 $v_x/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	30
采样周期 ms	100

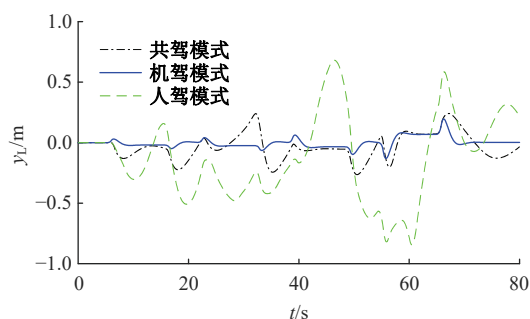


图 9 横向偏差对比

Fig. 9 Comparison of lateral deviations

快速接管了控制权,辅助驾驶人完成驾驶任务,从而有效提高了路径跟踪精度。

如图 11 与图 12 所示,分别对方向盘转角、转向力矩进行了对比。参考图 11(a)与图 12(a),易发现:机驾模式下,方向盘转角与转向力矩曲线是比较光滑的;共驾模式下,方向盘转角与转向力矩曲线的光滑程度次之;人驾模式下,方向盘转角与转向力矩曲线的波动程度较大。参考图 11(b)与图 12(b),相较于人驾模式,共驾模式下驾驶人的

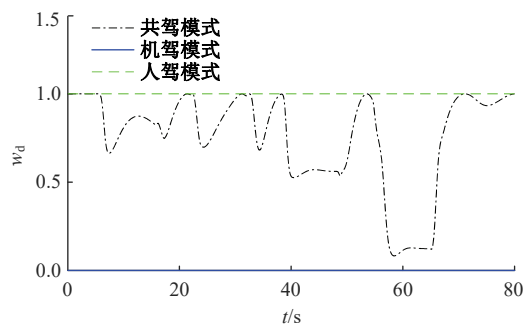


图 10 驾驶人控制权

Fig. 10 Driver control authority

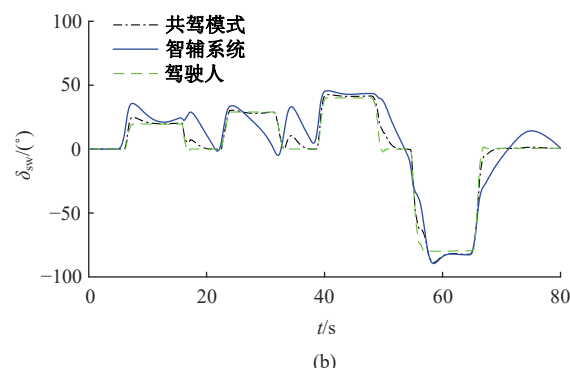
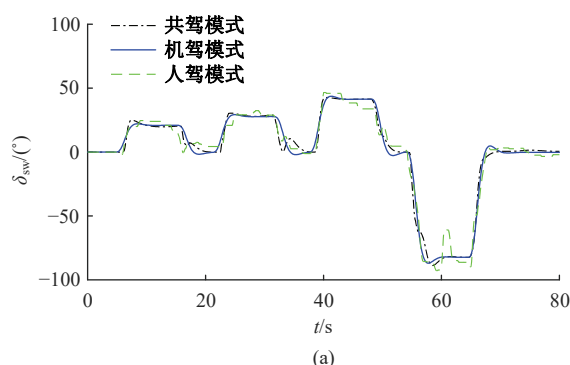
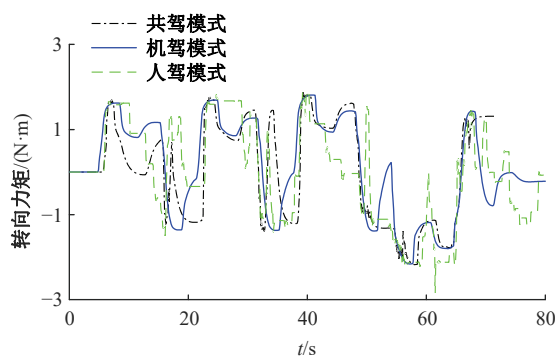


图 11 方向盘转角对比

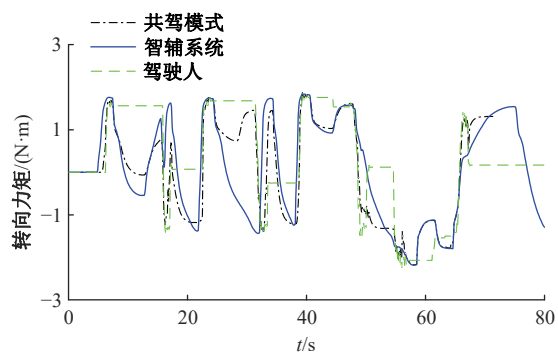
Fig. 11 Comparison of steering wheel angles

输入显得相对平滑些,即驾驶人的操控难度降低了,不过该模式下智辅系统的输入幅度与波动程度相对变大,即一定程度上增加了智辅系统的工作负担。

如图 13 所示,分别对采用 VR 车路模型与 DVR 人车路模型时的共驾效果进行了对比。基于 VR 模型设计的共享控制器,其横向偏差相对较小(不过两者横向偏差控制水平都是在可容许误差范围内),智辅系统会将驾驶人输入当作扰动,从而干预因子相对较大。基于 DVR 模型设计的共享控制器,保证了驾驶人时刻在环,从而使得智辅系统对驾驶人的干预减弱,给予了驾驶人一定的操控自由度,不过这是以牺牲运动控制精度为代价的。



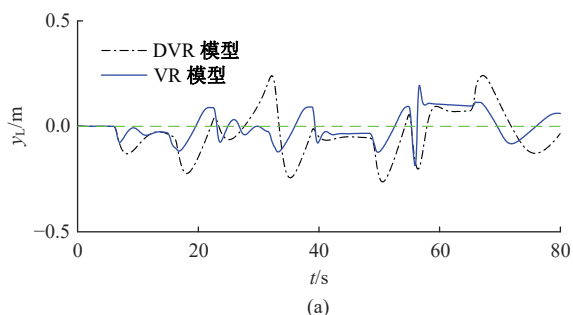
(a)



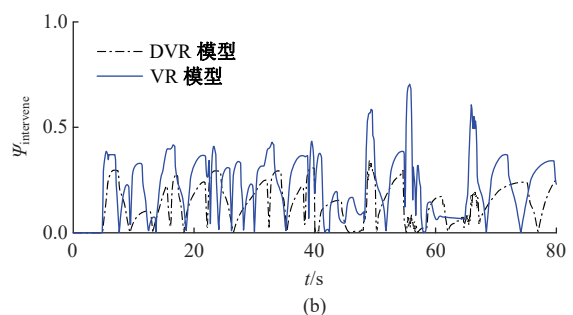
(b)

图 12 转向力矩对比

Fig. 12 Comparison of steering torques



(a)

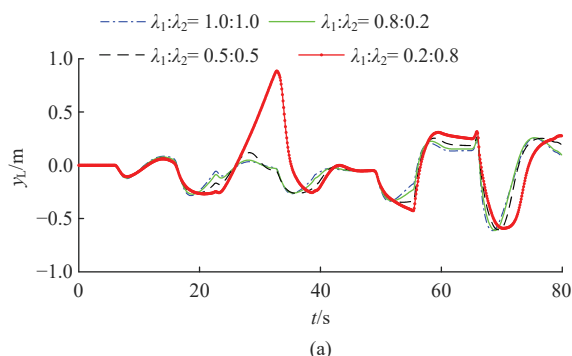


(b)

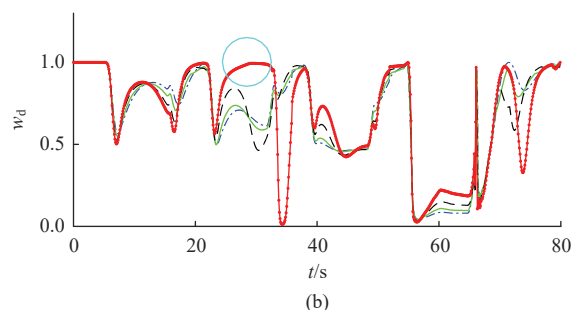
图 13 不同数学模型下的共驾效果对比

Fig. 13 Comparison of co-driving effect of different models

如图 14 所示,分别对采用不同控制策略时的共驾效果进行了对比。随着横摆角偏差的比重增加,车辆实际的横向偏差渐增。大约在 33 s 时, $\lambda_1 : \lambda_2 = 0.2 : 0.8$ 的横向偏差出现激增现象,这



(a)



(b)

图 14 不同控制策略下的共驾效果对比

Fig. 14 Comparison of co-driving effect of different strategies

是由于 y_L 的比重较小,使得态势预测因子 ξ_L 较小,导致驾驶人一直占据着很高的权重(见图 14 (b)圆圈),直至横向偏差严重时驾驶人权重出现抖降,智辅系统起到主要作用,从而使得横向偏差降低。不难看出:相较于 φ_L 而言, y_L 对人机控制权转移的影响尤为明显,即在人机控制权决策时应当足够重视 y_L 因素的影响。

接着,分别对基于 G 策略的不同模型的共驾效果进行了量化对比,见表 3。不难发现:相对 DVR 模型来说,采用 VR 车路模型时,共驾的轨迹跟踪性能指标较优(横向偏差较低),但是智辅系统的过度干预(见图 13),加重了计算负荷,且一定程度上牺牲了舒适性。

进一步,分别选择新手、一般、激进驾驶人进行换道试验。图 15(a)为换道参考轨迹,图 15(b)与图 15(c)分别为人驾模式、共驾模式下的横向偏差情况。相对人驾模式而言,在共驾模式下不同类型的驾驶人皆能较好地完成换道,横向偏差控制效果较好,说明本文共享控制算法具有较强

表 3 综合性能对比

Table 3 Comparison of comprehensive performances

指标项目	J_T	$J_{D, phy}$	$J_{D, psy}$	J_A
G 策略 DVR 模型	1.04	119.58	180.27	108.11
G 策略 VR 模型	0.35	125.37	235.12	180.61

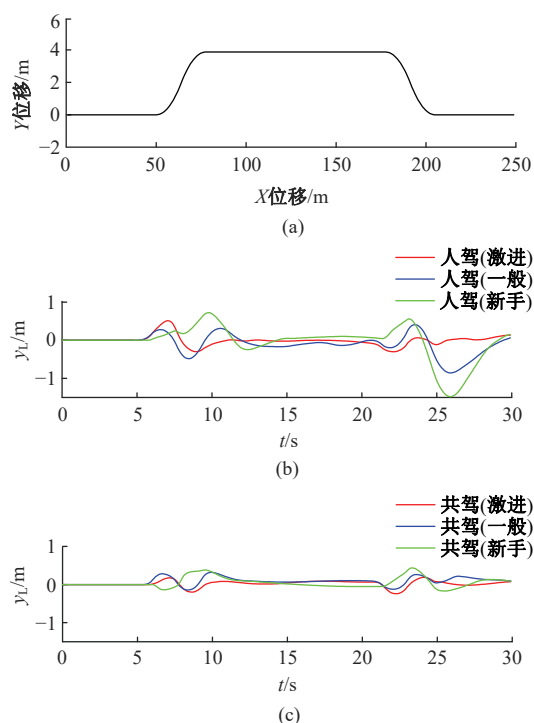


图 15 不同驾驶人的共驾效果对比

Fig. 15 Comparison of co-driving effect of different drivers

的驾驶群体适应能力。

5 结 论

(1) 为了更好地描述共驾型LKAS的结构和行为,设计了一种PSO优化的驾驶人转向模型,并将驾驶人纳入控制回路建立了人-车-路模型。相对VR模型来说,基于DVR模型设计的共享控制器,降低了对驾驶人的干预程度,不过也一定程度上牺牲了侧偏控制能力。

(2) 基于MPC理论构建了带约束的二次型代价函数,将共驾型LKAS的转向力矩决策问题转化成带约束的在线QP问题;同时,根据预瞄位置处车辆运动状态的发展态势,设计了一种人机控制权决策模型,实现了人机控制权的有效管理。

(3) 为了进一步提升人机协同控制效果,后续将综合考虑车辆运动态势、驾驶人相关因素、非常态工况等,不断完善对人机控制权博弈的研究。

参考文献:

[1] Marcano M, Díaz S, Pérez J, et al. A review of shared control for automated vehicles: theory and applications[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2020, 50(6): 475-491.

[2] 宗长富, 代昌华, 张东. 智能汽车的人机共驾技术研

究现状和发展趋势[J]. 中国公路学报, 2021, 34(6): 214-237.

Zong Chang-fu, Dai Chang-hua, Zhang Dong. Human-machine interaction technology of intelligent vehicles: current development trends and future directions[J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(6):214-237.

- [3] Li M J, Cao H T, Song X L, et al. Shared control driver assistance system based on driving intention and situation assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14 (11): 4982-4994.
- [4] Wu Y, Wei H, Chen X, et al. Adaptive authority allocation of human-automation shared control for autonomous vehicle[J]. International Journal of Automotive Technology, 2020, 21(3): 541-553.
- [5] Li M, Cao H, Song X, et al. Shared control driver assistance system based on driving intention and situation assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(11): 4982-4994.
- [6] 郭柏苍, 王胤霖, 谢宪毅, 等. 基于人-车风险状态的人机共驾控制权决策方法[J]. 中国公路学报, 2022, 35(3): 153-165.
- Guo Bai-cang, Wang Yin-lin, Xie Xian-yi, et al. Decision making method for control right transition of human-machine shared driving based on driver-vehicle risk state[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(3):153-165.
- [7] Dai C, Zong C, Zhang D, et al. A bargaining game-based human-machine shared driving control authority allocation strategy[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(10): 10572-10586.
- [8] Liu R, Zhao X, Zhu X, et al. A human-like shared driving strategy in lane-changing scenario using cooperative LPV/MPC[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(9): 9915-9928.
- [9] Yan Z, Yang K, Wang Z, et al. Intention-based lane changing and lane keeping haptic guidance steering system[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2021, 6(4): 622-633.
- [10] Noh S, An K, Han W. Situation assessment and behavior decision for vehicle/driver cooperative driving in highway environments[C] //Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, Gothenburg, Sweden, 2015: 626-633.
- [11] 陈无畏, 王其东, 丁雨康, 等. 基于预期偏移距离的

- 人机权值分配策略研究[J]. 汽车工程, 2020, 42(4): 101-109.
- Chen Wu-wei, Wang Qi-dong, Ding Yu-kang, et al. Weight allocation strategy between human and machine based on the preview distance to lane center[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(4):101-109.
- [12] Guo C, Sentouh C, Popieul J C, et al. Predictive shared steering control for driver override in automated driving: a simulator study[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behavior, 2019, 61: 326-336.
- [13] Wada T, Sonoda K, Okasaka T, et al. Authority transfer method from automated to manual driving via haptic shared control[C]//Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), Budapest, Hungary, 2016, 2659-2664.
- [14] Nguyen A, Sentouh C, Popieul J. Sensor reduction for driver-automation shared steering control via an adaptive authority allocation strategy[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(1): 5-16.
- [15] Nguyen A, Sentouh C, Popieul J. Driver-automation cooperative approach for shared steering control under multiple system constraints: design and experiments[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(5): 3819-3830.
- [16] Benloucif A, Nguyen A T, Sentouh C, et al. Cooperative trajectory planning for haptic shared control between driver and automation in highway driving[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(12):9846-9857.
- [17] 田彦涛, 赵彦博, 谢波. 基于驾驶员转向模型的共享控制系统[J]. 自动化学报, 2022, 48(7): 1664-1677.
- Tian Yan-tao, Zhao Yan-bo, Xie Bo. Shared control system based on driver steering model[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(7): 1664-1677.
- [18] 李学鋆, 汪怡平, 苏楚奇, 等. 考虑驾驶权动态分配的共享转向系统鲁棒控制[J]. 汽车工程, 2022, 44(11): 1676-1688.
- Li Xue-yun, Wang Yi-ping, Su Chu-qi, et al. Robust control for shared steering control system based on authority level dynamic allocation[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(11): 1676-1688.
- [19] Guo H, Song L, Liu J, et al. Hazard-evaluation-oriented moving horizon parallel steering control for driver-automation collaboration during automated driving[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2018, 5(6): 1062-1073.
- [20] 高振刚, 陈无畏, 谈东奎, 等. 考虑驾驶员操纵失误的车道偏离辅助人机协同控制[J]. 机械工程学报, 2019, 55(16): 91-103.
- Gao Zhen-gang, Chen Wu-wei, Tan Dong-kui, et al. Human-machine cooperative lane departure assist control considering driver manipulate failure[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16):91-103.
- [21] Sentouh C, Nguyen A T, Benloucif M A, et al. Driver-automation cooperation oriented approach for shared control of lane keeping assist systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(5):1962-1978.
- [22] Wei C, Ji Z, Cai B. Particle swarm optimization for cooperative multi-robot task allocation: a multi-objective approach[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 2530-2537.
- [23] 章军辉, 李庆, 陈大鹏. 实时多目标权重弯道跟随预测控制[J]. 天津大学学报: 自然科学与工程技术版, 2020, 53(8): 861-871.
- Zhang Jun-hui, Li Qing, Chen Da-peng. Multi-objective real-time weighted model predictive control for car-following[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2020, 53(8):861-871.
- [24] Sentouh C, Debernard S, Popieul J, et al. Toward a shared lateral control between driver and steering assist controller[C]//Analysis, Design, and Evaluation of Human-Machine Systems, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, Valenciennes, France, 2010:404-409.