

人机共驾型车道保持鲁棒控制*

章军辉^{1,2,3,4}, 郭晓满^{2,4}, 刘禹希^{2,4}, 郑明强^{2,4}, 钱宇晗^{2,4}, 丁羽璇^{2,4}

(1. 常熟理工学院电气与自动化工程学院, 苏州 215500; 2. 无锡物联网创新中心有限公司, 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, 苏州 215500; 4. 江苏省物联网创新中心昆山分中心, 苏州 215347)

[摘要] 为更好地让共驾型车道保持控制系统能够预判驾驶人的转向行为, 本文提出了一种间接式共驾型车道保持鲁棒控制算法。首先引入了仿驾驶人转向行为的驾驶人转向模型, 并采用免疫遗传(immune genetic algorithm, IGA)算法对驾驶人转向模型参数进行离线辨识, 建立了驾驶人在环的线性时变人-车-路模型; 其次考虑到复杂工况下道路曲率扰动、线性模型适配不足的缺陷以及模型参数的时变特性等因素, 基于T-S模糊控制理论设计了输出反馈 γ 次优 H_∞ 鲁棒控制器; 再次综合考虑驾驶人转向行为、车辆横向综合偏差情况等因素, 设计了一种人机控制权分配策略, 用以实现驾驶控制权的平稳动态分配; 最后基于驾驶人在环的集成平台对该鲁棒控制算法进行了验证与探讨。结果表明采用该人机控制权分配策略的鲁棒控制算法具有较好的扰动抑制作用, 且能够有效增强共驾过程中的合作程度, 提升了人机协作的友好性。

关键词: 智能汽车; 人机共驾; T-S模糊控制; 控制权分配; 驾驶行为

Driver-Automation Shared Lane-Keeping Robust Control

Zhang Junhui^{1,2,3,4}, Guo Xiaoman^{2,4}, Liu Yuxi^{2,4}, Zheng Mingqiang^{2,4},
Qian Yuhan^{2,4} & Ding Yuxuan^{2,4}

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

[Abstract] In order to enhance the ability of the intelligent control system to predict the driver's steering intention during the co-driving, an indirect shared lane-keeping robust control algorithm is thus proposed in this paper. Firstly, a driver steering model that mimics the driver's steering behavior is introduced, with the parameters identified offline by the immune genetic algorithm (IGA). Then a linear time-varying human-vehicle-road model for drivers in the loop is established. Secondly, considering factors such as road curvature disturbance under complex working conditions, insufficient adaptation of the linear model, and time-varying characteristics of the model parameters, an output feedback γ suboptimal H_∞ robust controller based on T-S fuzzy control theory is designed. Then, by fully taking into account both the driver's steering behavior and the vehicular comprehensive lateral error, a human-vehicle control allocation strategy is designed to realize dynamic smooth allocation of driving control rights. Finally, the robust control algorithm is validated and studied based on the driver in the loop integrated platform. The results show that the robust control algorithm using the human-machine control allocation strategy has good disturbance suppression effect and can effectively enhance cooperation during the co-driving process, improving the friendliness of human-machine cooperation.

Keywords: intelligent vehicle; shared autonomy; T-S fuzzy control; control authority allocation; driver behavior characteristics

* 江苏省博士后科研资助计划(2020Z411)资助。

原稿收到日期为2024年05月05日, 修改稿收到日期为2024年06月29日。

通信作者: 章军辉, 高级工程师, 博士, E-mail: zjh34@mail.ustc.edu.cn。

前言

复杂场景的驾驶决策、新基建建设、社会伦理、权责界定相关立法等问题,很大程度上阻碍了无人驾驶技术的商业化落地^[1]。在当前技术与应用背景下,国内外学者提出了共驾型智能汽车的概念,将人对模糊与不确定问题的高级认知纳入反馈回路,以提升人机共驾系统的整体智能化水平,这正是人机混合增强智能理论^[2]在智能驾驶领域的实例化应用。目前,驾驶人与条件/高度自动驾驶系统之间的不安全转换与协同控制是研究的热难点^[3],而如何结合驾驶人技能与智能化车辆新技术设计出更具合作性的驾驶人在环的共驾系统以实现高效的人机协作仍然面临着巨大挑战^[4]。

共驾型车道保持系统是人机共驾的一个典型应用场景,驾驶人与智能驾驶辅助系统(简称智辅系统)能够共享车辆控制权协同完成车道保持任务。与传统的机械式转向系统相比,X-By-Wire技术实现了驾驶人指令到控制动作的完全解耦,能够让智辅系统修正驾驶人指令,较大提升了共享控制器设计的灵活性^[5]。按照人机协同控制结构来分,主要包括直接式与间接式^[6]。

直接式的特点是智辅系统根据车辆安全边界条件对驾驶人的输入指令进行修正,且当驾驶人输入指令不违背安全边界条件时一般不修正,从而最大程度上满足驾驶人的控制意图。Erlien等^[7]提出了一种含道路可行域约束的协同转向控制器,在车辆将要超出稳定边界时进行干预,提高了共驾的安全性。Tan等^[8]设计了一种修正协同框架,综合安全包络计算与驾驶人意图预判结果来进行辅助决策,最大限度给予驾驶人的驾驶自由度。Sentouh等^[9]设计了一种最佳的修正协同框架,根据驾驶人状态与车道偏离程度实现两种控制器之间控制权动态切换,再决策出辅助转矩。为减少控制权分配过程中的人机冲突,Nguyen等^[10-11]设计了一种U型函数,综合考虑驾驶人输入转矩、驾驶人状态来计算驾驶人需要的辅助转矩,增强了协同转向过程中的人机友好性。针对驾驶人误操纵而引发的车道偏离问题,高振刚等^[12]提出了一种协同控制因子模糊决策方法,实时调整辅助系统的转矩,降低了辅助系统对驾驶人操控的干预度。

间接式的特点是驾驶人、智辅系统分别决策出各自的控制动作,进而设计控制权分配策略以实现

人机协同控制。因此在该控制结构下如何合理地动态分配驾驶人、智辅系统的控制权十分关键,直接影响到协同驾驶的性能。Sentouh等^[13]提出了一种驾驶人在环的并联式协同转向控制器,并设计了一种高斯型权重函数,根据横向偏差大小来动态调整驾驶人与智辅系统的输入权重。陈无畏等^[14]根据预瞄点处的偏移距离来衡量车道偏离危险度,进而设计了一种线性权值分配策略,较好地兼顾了横向运动控制精度与驾驶人的主观感受,且对驾驶人的异常输入有较强的容错能力。针对共享控制系统的实用性需求,田彦涛等^[15]提出了一种基于驾驶人转向模型的共享转向控制器,并采用模糊权重分配策略来动态分配人机控制权,能够较好地辅助驾驶人完成转向任务,不过该驾驶人转向模型参数在应对复杂工况时仍存在一定的辨识误差。为逼近真实驾驶行为,Liu等^[16]基于合作LPV/MPC与仿人化风险评估方法提出了一种协同变道控制策略,实现了人机控制权的平稳交接。考虑到极限工况下驾驶人与智辅系统驾驶控制权之和为1的设计可能会存在不足,李学鋈等^[17]提出了一种考虑驾驶权分配权值、车辆参数不确定性的鲁棒控制器,有效抑制了外部扰动与驾驶人误操作对车辆安全的影响。

为设计合理的权值分配策略以减少人机冲突,本文开展了一种间接式共驾型车道保持鲁棒控制研究。首先引入驾驶人转向模型,并利用IGA算法对驾驶人转向模型参数进行辨识,然后将驾驶人纳入控制回路以构建闭环的人-车-路模型;其次考虑到道路曲率扰动、线性模型失配以及时变模型参数等扰动因素,基于T-S模糊控制理论设计输出反馈 γ 次优 H_{∞} 鲁棒控制器;再次综合考虑驾驶人转向行为、车辆横向综合偏差情况等因素,设计一种人机控制权分配策略以实现驾驶控制权的平稳动态分配;最后对该共享控制算法与控制权分配策略的有效性进行了验证与探讨。

1 数学建模

1.1 系统设计

共驾型车道保持系统(lane keeping assist systems, LKAS)设计如图1所示。其中人机控制权分配模型的作用是:综合考虑驾驶人转向行为、车辆横向综合偏差情况等因素,实现驾驶控制权的平稳动态分配。

1.2 车路模型

基于单点预瞄的车路参考模型如图2所示,其

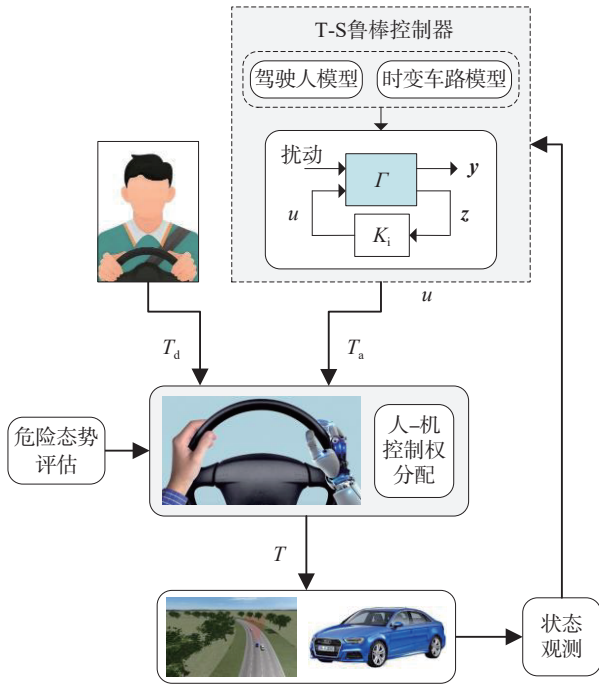


图1 共驾型LKAS系统设计

中 XOY 为惯性坐标系, xoy 为车辆坐标系。

基于线性时变2自由度车辆扩展模型与电动助力转向系统模型^[10], 建立车路(vehicle-road, VR)模型:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_v(t) = \mathbf{A}_v \mathbf{x}_v(t) + \mathbf{B}_v u_v(t) + \mathbf{G}_v \phi(t) \\ \mathbf{y}_v(t) = \mathbf{C}_v \mathbf{x}_v(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_v = [y_L, v_y, \varphi_L, \omega_r, \delta_f, \delta_r]^T$ 为状态向量; $u_v = T_d^* + T_a$ 为模型输入, T_d^* 、 T_a 分别为驾驶人转向模型和智辅系统的转矩; $\phi = \rho$ 为预瞄点处的道路曲

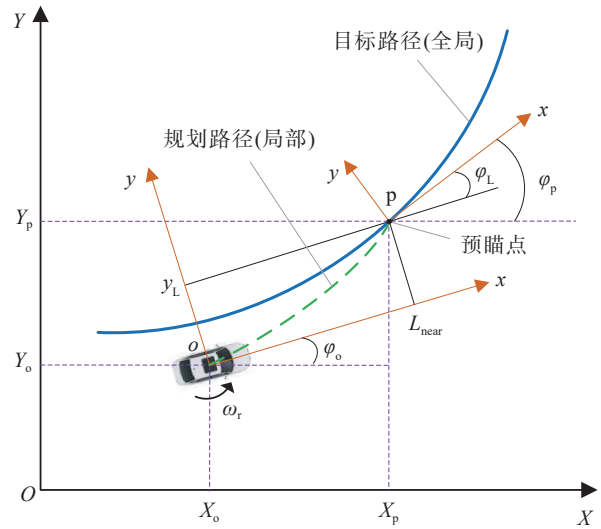


图2 基于单点预瞄的车路参考模型

率(外部扰动); $\mathbf{y}_v = [y_L, \varphi_L, \delta_f]^T$ 为模型输出, y_L 为车辆坐标系下车辆质心与预瞄点之间的横向偏差; L_{near} 为单点预瞄距离; v_x 为时变纵向速度; v_y 为横向速度; φ_o 、 φ_p 分别为车辆质心位置处和预瞄点位置处的横摆角; $\varphi_L = \varphi_p - \varphi_o$ 为横摆角偏差(车辆坐标系的旋转角); ω_r 为横摆角速度; δ_f 为前轮转角; C_f 、 C_r 分别为前轮与后轮的侧偏刚度; a 、 b 分别为前后轴与车辆质心之间的距离; m 为整车质量; i_s 为转向传动比; η_t 为轮胎接触地面宽度; J_s 为转向系等效转动惯量; B_s 为转向系等效阻尼系数; I_z 为车辆绕 z 轴的转动惯量。各系数矩阵满足:

$$\mathbf{A}_v = \begin{bmatrix} 0 & -1 & v_x & -L_{near} & 0 & 0 \\ 0 & -2\frac{C_f + C_r}{mv_x} & 0 & 2\frac{bC_r - aC_f}{mv_x} - v_x & 2\frac{C_f}{m} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 2\frac{bC_r - aC_f}{I_z v_x} & 0 & -2\frac{a^2 C_f + b^2 C_r}{I_z v_x} & 2\frac{aC_f}{I_z} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 2\frac{C_f \eta_t}{J_s i_s^2 v_x} & 0 & 2\frac{aC_f \eta_t}{J_s i_s^2 v_x} & -2\frac{C_f \eta_t}{J_s i_s^2} & -\frac{B_s}{J_s} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_v = \left[0, 0, 0, 0, 0, \frac{1}{J_s i_s} \right]^T$$

$$\mathbf{G}_v = \left[0, 0, v_x, 0, 0, 0 \right]^T$$

$$\mathbf{C}_v = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

1.3 驾驶人转向模型

1.3.1 模型构建

为更真实地模仿驾驶人的转向行为, 本文将在

Sentouh 等^[9]提出的框架下构建驾驶人转向模型, 如图3所示。该模型主要由两点预瞄系统、神经肌肉动力学系统、模型参数辨识3个部分组成。

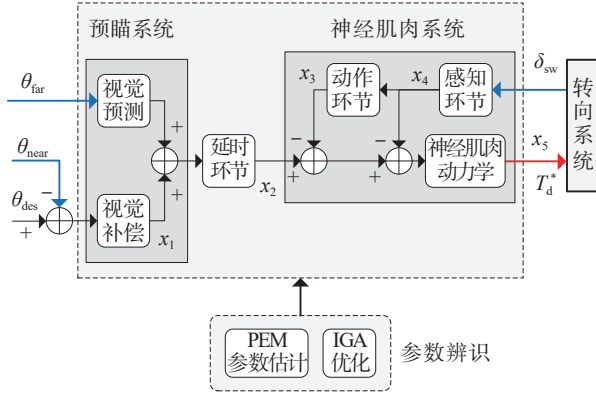


图3 驾驶人转向模型

建立驾驶人转向模型:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_d(t) = \mathbf{A}_d \mathbf{x}_d(t) + \mathbf{B}_d \mathbf{u}_d(t) \\ \mathbf{y}_d(t) = \mathbf{C}_d \mathbf{x}_d(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}_d = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T$ 为状态向量; $\mathbf{u}_d = [\theta_{far}, \theta_{near}, \delta_{sw}]^T$ 为模型输入; $\mathbf{y}_d = T_d^*$ 为模型输出。其中, $\theta_{far} \approx L_{far} \omega_t v_x^{-1}$ 为远视角, L_{far} 为远视点预瞄距离, $\theta_{near} = y_L L_{near}^{-1} + \varphi_L$ 为近视角, $\theta_{des} = 0$ 为期望近视角, δ_{sw} 为实际的转向盘转角, T_d^* 为驾驶人转向模型估计转矩。各系数矩阵满足:

$$\mathbf{A}_d = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_{lag}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{4}{\tau_p} & -\frac{2}{\tau_p} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_{k2}} & \frac{\tau_{k2} - \tau_{k1}}{\tau_{k2} \tau_{k2}} K_G & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_1} & 0 \\ -\frac{1}{\tau_N} & \frac{1}{\tau_N} & -\frac{1}{\tau_N} & \left(\frac{\tau_{k1}}{\tau_{k2}} K_G + 1 \right) \frac{-1}{\tau_N} & \frac{-1}{\tau_N} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_d = \begin{bmatrix} 0 & \frac{\tau_{lead} - \tau_{lag}}{\tau_{lag} \tau_{lag}} K_C & 0 \\ \frac{4}{\tau_p} K_p & -\frac{4\tau_{lead}}{\tau_p \tau_{lag}} K_C & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\tau_{k2} - \tau_{k1}}{\tau_{k2} \tau_{k2}} K_G K_D \\ 0 & 0 & -\frac{K_D}{\tau_1} \\ K_p \frac{-1}{\tau_N} & \frac{\tau_{lead}}{\tau_{lag}} K_C \frac{1}{\tau_N} & K_D \left(\frac{\tau_{k1}}{\tau_{k2}} K_G + 1 \right) \frac{-1}{\tau_N} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_d = [0, 0, 0, 0, 1]$$

式中: 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和滞后时间常数; 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_D 为感知环节的比例增益; K_G 为动作环节的比例增益; τ_1 、 τ_{k1} 、 τ_{k2} 皆为驾驶人特性常数; τ_N 为神经肌肉动力学模块的时间常数。

1.3.2 模型参数辨识

模型参数辨识是寻找满足设计目标要求的模型参数的过程。通常采用预测误差方法 (prediction error method, PEM)^[12] 对驾驶人转向模型参数进行粗略辨识。为避免优化算法陷入局部极小值的问题, 本文采用IGA遗传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抗体, 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适应度函数, 经过IGA迭代寻优后得到一个最优抗体, 见表1。

表1 驾驶人转向模型参数

| 参数 | K_p | K_C | τ_{lead} | τ_{lag} | τ_p | K_G | τ_{k1} | τ_{k2} | K_D | τ_1 | τ_N |
|----|-------|-------|---------------|--------------|----------|-------|-------------|-------------|-------|----------|----------|
| 数值 | 0.44 | 11.6 | 4.4 | 0.2 | 0.06 | 0.67 | 3.99 | 0.013 | 1.0 | 2.5 | 0.1 |

不难发现, 参数 K_C 与 τ_{lead} 的取值相对较大, 表明驾驶人转向模型足够重视近视角变化以确保轨迹跟踪精度。

1.4 人-车-路模型

联立式(1)与式(2), 建立闭环的人-车-路 (driver-vehicle-road, DVR) 模型:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{G}\phi(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_v^T, \mathbf{x}_d^T]^T$ 为状态向量; $\mathbf{u} = T_d$ 为模型输入; $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_v^T, \mathbf{y}_d^T]^T$ 为模型输出。各系数矩阵满足:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_v & \mathbf{B}_v \mathbf{C}_d \\ \mathbf{B}_d \tilde{\mathbf{C}}_v & \mathbf{A}_d \end{bmatrix}_{11 \times 11}$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{B}_v^T, \mathbf{O}_{1 \times 5}]^T_{11 \times 1}$$

$$\mathbf{G} = [\mathbf{G}_v^T, \mathbf{O}_{1 \times 5}]^T_{11 \times 1}$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_v & \mathbf{O}_{3 \times 5} \\ \mathbf{O}_{1 \times 6} & \mathbf{C}_d \end{bmatrix}_{4 \times 11}$$

$$\tilde{\mathbf{C}}_v = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & L_{far} v_x^{-1} & 0 & 0 \\ L_{near}^{-1} & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & i_s & 0 \end{bmatrix}$$

2 基于T-S模糊模型的鲁棒控制

2.1 闭环T-S模糊控制系统

考虑到复杂工况下道路曲率扰动、线性模型失

配问题以及模型参数时变特性等因素,建立如式(3)所示的共驾型LKAS的模糊模型:

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{x}} = \sum_{i=1}^R w_i(\vartheta) (\boldsymbol{A}_i \boldsymbol{x} + \boldsymbol{B}_i \boldsymbol{u} + \boldsymbol{G}_i \boldsymbol{\phi}) \\ \boldsymbol{y} = \sum_{i=1}^R w_i(\vartheta) (\boldsymbol{C}_i \boldsymbol{x} + \boldsymbol{D}_i \boldsymbol{u} + \boldsymbol{E}_i \boldsymbol{\phi}) \\ \boldsymbol{z} = \sum_{i=1}^R w_i(\vartheta) (\boldsymbol{C}_i^z \boldsymbol{x} + \boldsymbol{E}_i^z \boldsymbol{\phi}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: \boldsymbol{A}_i 、 \boldsymbol{B}_i 、 \boldsymbol{G}_i 、 \boldsymbol{C}_i 、 \boldsymbol{D}_i 、 \boldsymbol{E}_i 、 \boldsymbol{C}_i^z 、 \boldsymbol{E}_i^z 代表第*i*个局部线性子系统的系数矩阵; R 为局部线性子系统数; \boldsymbol{z} 为量测向量; ϑ 为模糊前件(即模型时变参数 v_x); $w_i(\vartheta)$ 为隶属度函数。 $w_i(\vartheta)$ 满足:

$$\sum_{i=1}^R w_i(\vartheta) = \sum_{j=1}^R w_j(\vartheta) = \sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^R w_i(\vartheta) w_j(\vartheta) = 1$$

基于并行分布补偿(parallel distributed compensation, PDC)思想^[18-19],定义输出反馈模糊控制器模型如下:

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\xi}} = \sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^R w_i(\vartheta) w_j(\vartheta) \boldsymbol{A}_{ij}^c \boldsymbol{\xi} + \sum_{i=1}^R w_i(\vartheta) \boldsymbol{B}_i^c \boldsymbol{z} \\ \boldsymbol{u} = \sum_{i=1}^R w_i(\vartheta) \boldsymbol{C}_i^c \boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{D}^c \boldsymbol{z} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\xi}$ 、 \boldsymbol{u} 分别为模糊控制器的状态向量和输出; \boldsymbol{A}_{ij}^c 、 \boldsymbol{B}_i^c 、 \boldsymbol{C}_i^c 、 \boldsymbol{D}^c 为待求的状态系数矩阵。

定义增广向量 $\boldsymbol{\chi} = [\boldsymbol{x}^T, \boldsymbol{\xi}^T]^T$,联立式(4)与式(5),建立闭环控制系统:

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\chi}} = \sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^R w_i(\vartheta) w_j(\vartheta) (\boldsymbol{A}_{ij} \boldsymbol{\chi} + \boldsymbol{G}_{ij} \boldsymbol{\phi}) \\ \boldsymbol{y} = \sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^R w_i(\vartheta) w_j(\vartheta) (\boldsymbol{C}_{ij} \boldsymbol{\chi} + \boldsymbol{E}_{ij} \boldsymbol{\phi}) \end{cases} \quad (6)$$

其中各系数矩阵满足:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{A}_{ij} &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{A}_i + \boldsymbol{B}_i \boldsymbol{D}^c \boldsymbol{C}_j^c & \boldsymbol{B}_i \boldsymbol{C}_j^c \\ \boldsymbol{B}_i^c \boldsymbol{C}_j^z & \boldsymbol{A}_i^c \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{G}_{ij} &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{G}_i + \boldsymbol{B}_i \boldsymbol{D}^c \boldsymbol{E}_j^z \\ \boldsymbol{B}_i^c \boldsymbol{E}_j^z \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{C}_{ij} &= [\boldsymbol{C}_i + \boldsymbol{D}_i \boldsymbol{D}^c \boldsymbol{C}_j^c \quad \boldsymbol{D}_i \boldsymbol{C}_j^c] \\ \boldsymbol{E}_{ij} &= \boldsymbol{E}_i + \boldsymbol{D}_i \boldsymbol{D}^c \boldsymbol{E}_j^z \end{aligned}$$

这样式(5)所示的模糊控制器输出改写成:

$$\boldsymbol{u} = \sum_{i=1}^R w_i(\vartheta) (\boldsymbol{K}_i \boldsymbol{\chi} + \boldsymbol{\kappa}_i \boldsymbol{\phi}) \quad (7)$$

其中: $\boldsymbol{K}_i = [\boldsymbol{D}^c \boldsymbol{C}_i^z, \boldsymbol{C}_i^c]$; $\boldsymbol{\kappa}_i = \boldsymbol{D}^c \boldsymbol{E}_i^z$

2.2 输出反馈控制

针对式(6)所描述的闭环控制系统,建立从 $\boldsymbol{\phi}$ 到 \boldsymbol{y} 的闭环传递函数的无穷范数,且满足:

$$\|\Gamma_{y\phi}\|_{\infty} = \sup_{\|\boldsymbol{\phi}\|_2 \neq 0} \frac{\|\boldsymbol{y}\|_2}{\|\boldsymbol{\phi}\|_2} < \gamma \quad (8)$$

式中标量 $\gamma > 0$ 表示扰动抑制度, γ 取值决定了系统抑制干扰的能力。

根据Riccati不等式与Schur补引理,将式(8)所描述的 γ 次优 H_{∞} 输出反馈控制问题转化成带有LMI约束和线性目标函数的凸优化问题:

$$\begin{cases} \min \gamma \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^R w_i(\vartheta) w_j(\vartheta) \boldsymbol{\Psi}_{ij} < 0 \\ \begin{bmatrix} \boldsymbol{X} & \boldsymbol{I} \\ \boldsymbol{I} & \boldsymbol{Y} \end{bmatrix} > 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: \boldsymbol{X} 、 \boldsymbol{Y} 、 $\hat{\boldsymbol{A}}_{ij}$ 、 $\hat{\boldsymbol{B}}_i$ 、 $\hat{\boldsymbol{C}}_i$ 、 $\hat{\boldsymbol{D}}$ 是LMI的一组可行解; \boldsymbol{I} 为单位矩阵; $\boldsymbol{\Psi}_{ij}$ 满足

$$\boldsymbol{\Psi}_{ij} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\psi}_{11} & \boldsymbol{\psi}_{12} & \boldsymbol{\psi}_{13} & \boldsymbol{\psi}_{14} \\ * & \boldsymbol{\psi}_{22} & \boldsymbol{\psi}_{23} & \boldsymbol{\psi}_{24} \\ * & * & -\gamma \boldsymbol{I} & \boldsymbol{\psi}_{34} \\ * & * & * & -\gamma \boldsymbol{I} \end{bmatrix}$$

其中(*)代表对称转置,且

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\psi}_{11} &= \boldsymbol{A}_i \boldsymbol{X} + \boldsymbol{B}_i \hat{\boldsymbol{C}}_j + (\boldsymbol{A}_i \boldsymbol{X} + \boldsymbol{B}_i \hat{\boldsymbol{C}}_j)^T \\ \boldsymbol{\psi}_{12} &= \hat{\boldsymbol{A}}_{ij}^T + \boldsymbol{A}_i + \boldsymbol{B}_i \hat{\boldsymbol{D}} \boldsymbol{C}_j^z \\ \boldsymbol{\psi}_{13} &= \boldsymbol{G}_i + \boldsymbol{B}_i \hat{\boldsymbol{D}} \boldsymbol{E}_j^z \\ \boldsymbol{\psi}_{14} &= (\boldsymbol{C}_i \boldsymbol{X} + \boldsymbol{D}_i \hat{\boldsymbol{C}}_j)^T \\ \boldsymbol{\psi}_{22} &= \boldsymbol{Y} \boldsymbol{A}_i + \hat{\boldsymbol{B}}_i \boldsymbol{C}_j^z + (\boldsymbol{Y} \boldsymbol{A}_i + \hat{\boldsymbol{B}}_i \boldsymbol{C}_j^z)^T \\ \boldsymbol{\psi}_{23} &= \boldsymbol{Y} \boldsymbol{G}_i + \hat{\boldsymbol{B}}_i \boldsymbol{E}_j^z \\ \boldsymbol{\psi}_{24} &= (\boldsymbol{C}_i + \boldsymbol{D}_i \hat{\boldsymbol{D}} \boldsymbol{C}_j^z)^T \\ \boldsymbol{\psi}_{34} &= (\boldsymbol{E}_i + \boldsymbol{D}_i \hat{\boldsymbol{D}} \boldsymbol{E}_j^z)^T \end{aligned}$$

在得到上述LMI的一组可行解后,便可得到式(5)所示的模糊控制器的各个系数矩阵:

$$\begin{cases} \boldsymbol{D}^c = \hat{\boldsymbol{D}} \\ \boldsymbol{C}_i^c = (\hat{\boldsymbol{C}}_i - \boldsymbol{D}^c \boldsymbol{C}_i^z \boldsymbol{X}) (\boldsymbol{M}^T)^{-1} \\ \boldsymbol{B}_i^c = \boldsymbol{N}^{-1} (\hat{\boldsymbol{B}}_i - \boldsymbol{Y} \boldsymbol{B}_i \boldsymbol{D}^c) \\ \boldsymbol{A}_{ij}^c = \boldsymbol{N}^{-1} [\hat{\boldsymbol{A}}_{ij} - \boldsymbol{Y} (\boldsymbol{A}_i + \boldsymbol{B}_i \boldsymbol{D}^c \boldsymbol{C}_j^z) \boldsymbol{X}] (\boldsymbol{M}^T)^{-1} - \boldsymbol{B}_i^c \boldsymbol{C}_j^z \boldsymbol{X} (\boldsymbol{M}^T)^{-1} - \boldsymbol{N}^{-1} \boldsymbol{Y} \boldsymbol{B}_i \boldsymbol{C}_j^c \end{cases} \quad (10)$$

式中 \boldsymbol{M} 与 \boldsymbol{N} 皆为非奇异矩阵,且满足 $\boldsymbol{M} \boldsymbol{N}^T = \boldsymbol{I} - \boldsymbol{X} \boldsymbol{Y}$,当 \boldsymbol{X} 与 \boldsymbol{Y} 确定后,满秩矩阵 \boldsymbol{M} 与 \boldsymbol{N} 可通过奇异值分解的方法得到。

3 控制权分配策略

3.1 人机控制权模型

本文设计了一种人机控制权模型,能够根据驾驶人转向行为以及车辆横向综合偏差情况,对驾驶人和智辅系统的输入转矩进行动态赋权调整,以实现人机交互效果的显性表达。其数学描述如下:

$$\begin{cases} w_a = (1 - e^{-\beta_1 \bar{\xi}_{CG}}) e^{-\beta_3 \bar{T}_d} \\ w_d = 1 - w_a \end{cases} \quad (11)$$

式中： w_a 、 w_d 分别表示智辅系统和驾驶人的控制权； β_1 、 β_2 、 β_3 皆为设计参数； \bar{T}_d 表示归一化的转矩； $\bar{\xi}_{CG}(t) = \lambda_1 |\bar{y}_{CG}(t)| + \lambda_2 |\bar{\varphi}_{CG}(t)|$ 表示归一化的车辆横向综合偏差。其中， \bar{y}_{CG} 、 $\bar{\varphi}_{CG}$ 分别为车辆质心位置处的横向偏差和横摆角偏差的归一化值； $|\bar{T}_d| \leq 4$ ， $|\bar{y}_{CG}| \leq 1$ ， $|\bar{\varphi}_{CG}| \leq 0.1$ ， λ_1 、 λ_2 皆为设计参数，且满足 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 。

通过大量的共驾试验对比，选取合适的设计参数 β_1 、 β_2 、 β_3 ，进而绘制人机控制权模型的曲面图如图4所示。随着综合偏差 $\bar{\xi}_{CG}$ 逐渐变大，智辅系统的控制权会逐渐增大，而随着驾驶人逐步参与转向任务($\bar{T}_d \rightarrow 1$)时， w_a 增长的幅度相对降低。特殊地，当 $\beta_3 = 0$ 时，表明该模型不考虑驾驶人的转向行为，仅根据车辆质心位置处的综合偏差情况来调整人机控制权。

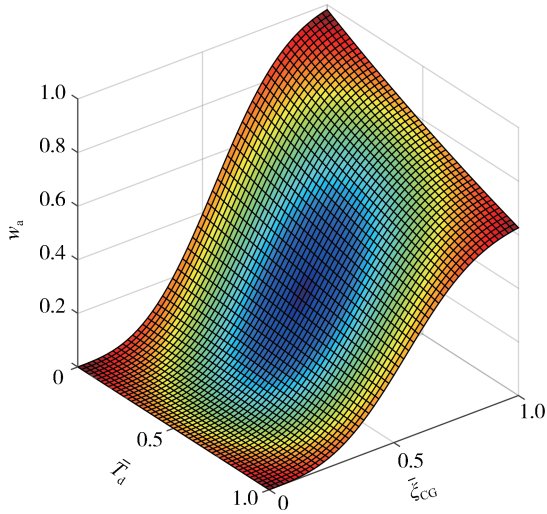


图4 人机控制权模型(其中 $\beta_1 = 4$ ， $\beta_2 = 3$ ， $\beta_3 = 0.45$)

3.2 人机友好性评价

为更好地量化共驾过程中驾驶人与智辅系统之间的合作程度，定义人机友好性评价指标^[12,20]如下。

(1) 协作性能指标

$$\begin{cases} \eta_{co} = \frac{t_{co}}{t_{total}} \times 100\% \\ \eta_{rst} = \frac{t_{rst}}{t_{total}} \times 100\% \\ \eta_{cft} = \frac{t_{cft}}{t_{total}} \times 100\% \end{cases} \quad (12)$$

式中： η_{co} 表示一致率； t_{co} 表示 T_a 与 T_d 同向的时间； t_{total} 为总的驾驶时间； η_{rst} 表示抵制率； t_{rst} 表示 T_a 与 T_d 反

向且 $T_a < T_d$ 的时间； η_{cft} 表示冲突率； t_{cft} 表示 T_a “战胜” T_d 的时间。

(2) 干预因子

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

式中： ΔT_{max} 为智辅系统与驾驶人之间最大允许的转矩差异； ψ 表示智辅系统干预因子，当 $\psi \rightarrow 0$ 时，表示人机目标保持一致，当 $\psi \rightarrow 1$ 时，表示人机冲突严重。

4 验证

基于 Matlab/Simulink 与 CarSim 集成环境搭建了共驾型 LKAS 模型。仿真参数见表2，驾驶人在环的试验台架与仿真工况如图5所示，其中仿真工况的最大曲率半径为 50 m，且试驾车辆的速度是变化的，速度范围为 [20, 60] m/s。将本文提出的控制权分配策略记为 V+D 策略，将 Sentouh 等^[13]提出的控制权分配策略记为 V 策略，此外设计一种固定权重分配策略($w_a : w_d = 0.5 : 0.5$)。邀请 8 位具备驾驶资格的受试者参加共驾试验，人均试验次数 10 次。

表2 仿真参数

| 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 |
| 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 |
| 车身宽度/m | 1.88 |
| 前轮的侧偏刚度 C_l /($\text{kN} \cdot \text{rad}^{-1}$) | 92 |
| 后轮的侧偏刚度 C_r /($\text{kN} \cdot \text{rad}^{-1}$) | 92 |
| 轮胎接触地面宽度 η_l /m | 0.13 |
| 等效阻尼系数 B_s /($\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1}$) | 0.57 |
| 等效转动惯量 J_s /($\text{kg} \cdot \text{m}^2$) | 0.05 |
| 转向传动比 i_s | 16 |
| 设计参数 λ_1 | 0.85 |
| 设计参数 λ_2 | 0.15 |

4.1 驾驶模式对比

如图6和图7所示，分别对共驾、机驾以及人驾模式下车辆质心位置处的横向偏差、驾驶人控制权进行了对比。机驾模式的轨迹跟踪效果最好。刚开始入弯时，人驾模式因车速较高而导致横向偏差控制效果较差，且在进入大曲率工况后，其横向偏差振荡现象最为严重。相比人驾模式，共驾模式对扰动的抑制能力较好，且驾驶人一直保持着较高的控制权，智辅系统能够适时提供助力转向(参考图8(b))，从而保证了较高的轨迹跟踪精度。

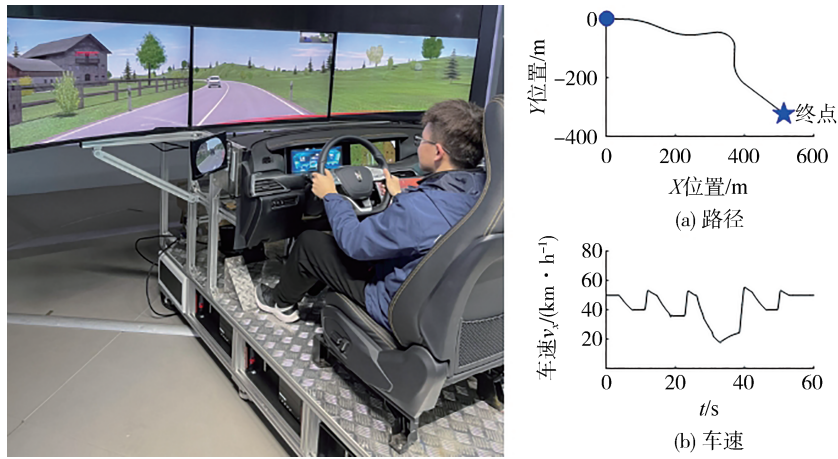
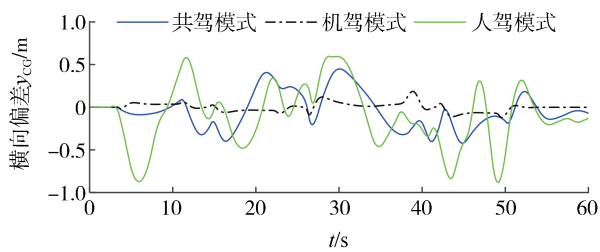
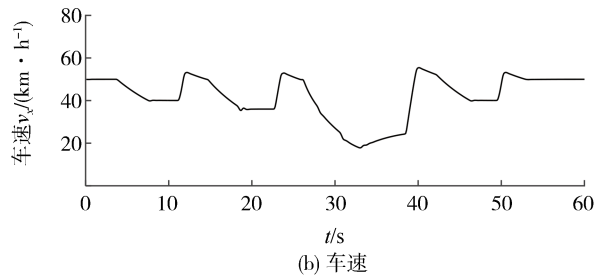


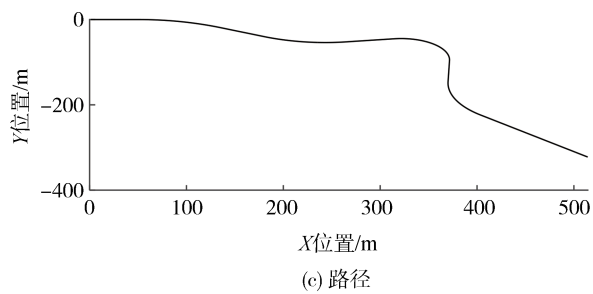
图5 驾驶人在环的试验台架与仿真工况



(a) 横向偏差对比



(b) 车速



(c) 路径

图6 车辆质心位置处的横向偏差对比

如图8和图9所示,分别对转向盘转角和转矩进行对比。参考图8(a)与图9(a),易发现:人驾模式的转向盘转角与转矩曲线的波动程度较大。参考图8(b)与图9(b),相比人驾模式,在共驾模式下驾驶人的输入明显光滑了,即降低了驾驶人的操控难度,不过这是以牺牲智辅系统的工作负荷(额外的助力转向)为代价的。

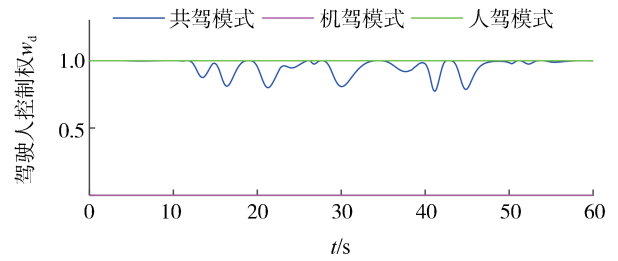
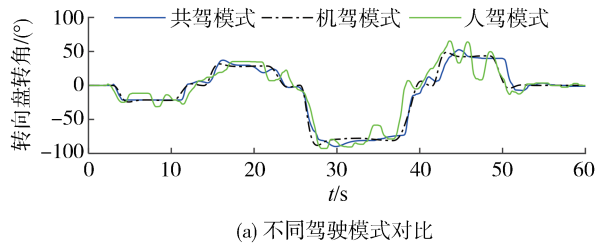
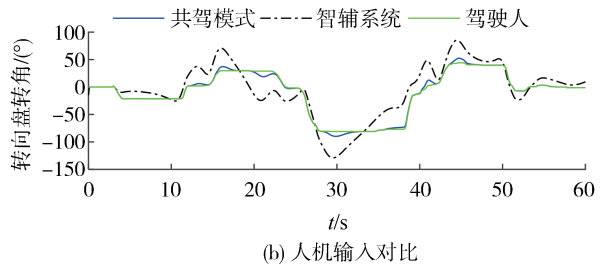


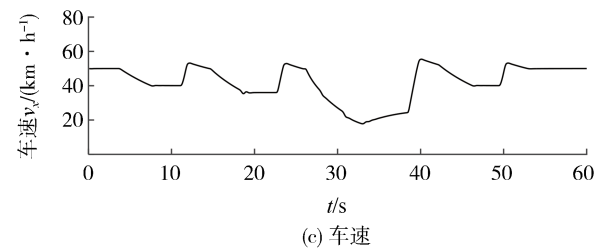
图7 驾驶人控制权对比



(a) 不同驾驶模式对比



(b) 人机输入对比



(c) 车速

图8 转向盘转角对比

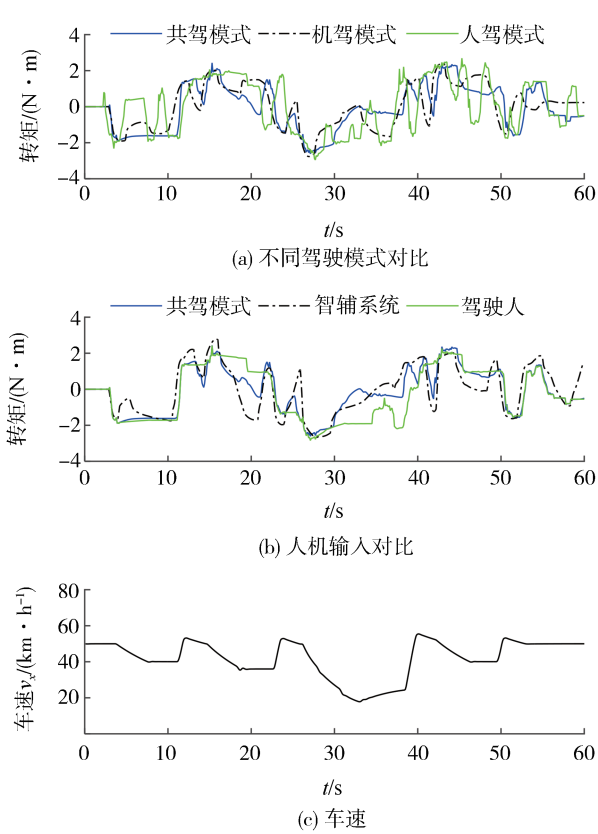


图9 转矩对比

4.2 控制策略对比

如图10所示,分别对不同控制策略下的干扰因子和驾驶人控制权变化进行了对比。不同控制策略下干预因子的统计指标对比见表3。易发现:基于V+D策略设计的共享控制器的干预程度是最低的,这是由于该策略综合考虑了车辆横向综合偏差与驾驶人的转向行为,从而使得智辅系统对驾驶人的干预减弱,一定程度上降低了人机冲突。

如图11所示,分别对不同控制策略下的横向偏差和转向盘转角进行对比,其中 δ_a 、 δ_d 分别为智辅系统和驾驶人的输入转角。在固定权重策略下,智辅系统的权重最高(参考图10(b)),从而整体上来看其横向偏差相对较小,不过也有几处出现超调现象(见红圈标注)。在前半程,由于道路曲率较小,V+D策略与V策略的横向偏差相近,而当进入大曲率后,V策略在后期因人机冲突较大而导致横向偏差出现振荡现象。

进一步,分别对不同控制策略下的人机友好性进行了量化对比,见表4。不难发现:与V策略和固定权重策略相比,本文设计的控制权分配策略能够预判驾驶人的转向控制意图,有效增强了人机共驾过程中的合作程度,提升了人机协作的友好性。

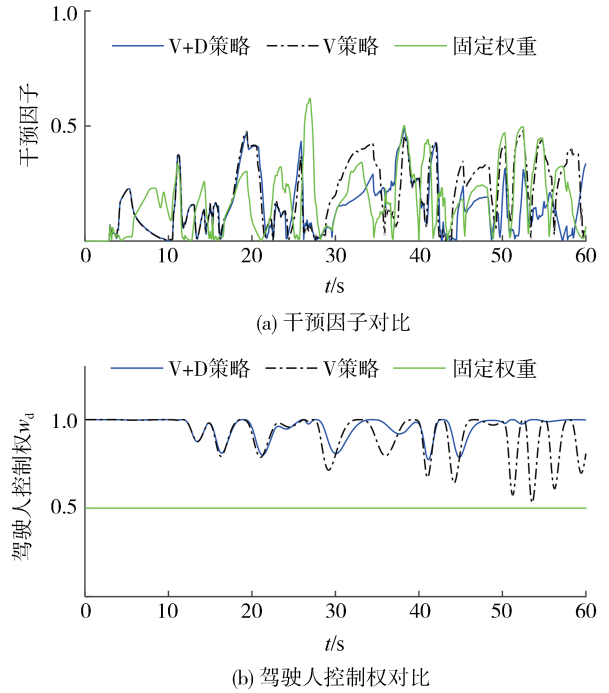


图10 不同控制策略下的干预因子与驾驶人控制权对比

表3 不同控制策略下干预因子的统计指标对比

| 策略 | 均值 | 均方根误差 |
|--------|-------|-------|
| V+D策略 | 0.147 | 0.190 |
| V策略 | 0.196 | 0.244 |
| 固定权重策略 | 0.179 | 0.228 |

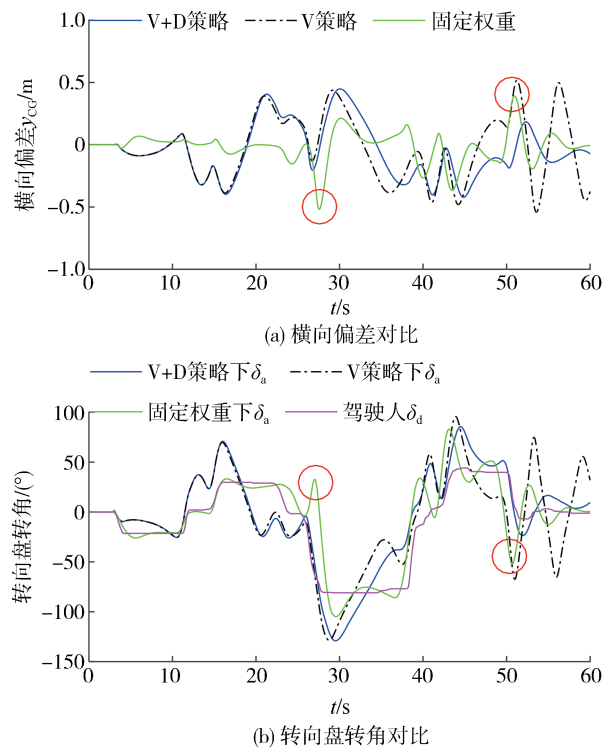


图11 不同控制策略下的横向偏差与转向盘转角对比

表4 性能指标对比

| 策略 | $\eta_{co}/\%$ | $\eta_{rst}/\%$ | $\eta_{clt}/\%$ |
|--------|----------------|-----------------|-----------------|
| V+D策略 | 72.5 | 17.5 | 10.0 |
| V策略 | 59.33 | 25.5 | 15.17 |
| 固定权重策略 | 71.17 | 12.83 | 16.0 |

4.3 控制权模型参数对比

如图12所示,对不同控制权模型参数下车辆质心位置处的横向偏差和驾驶人控制权进行了对比。其中,蓝色曲线是本文采用的设计参数下的仿真结果。当 β_1 较大时,车辆横向偏差控制能力相对较高,但驾驶人控制权存在被瞬间抢夺的现象。当 β_2 较大时,车辆横向偏差控制能力相对较低,这是由于该模型参数下驾驶人基本上一直占据着100%的控制权,仅当横向偏差超出一定程度时智辅系统才会干预,即该模型参数适宜于人驾为主的设计。

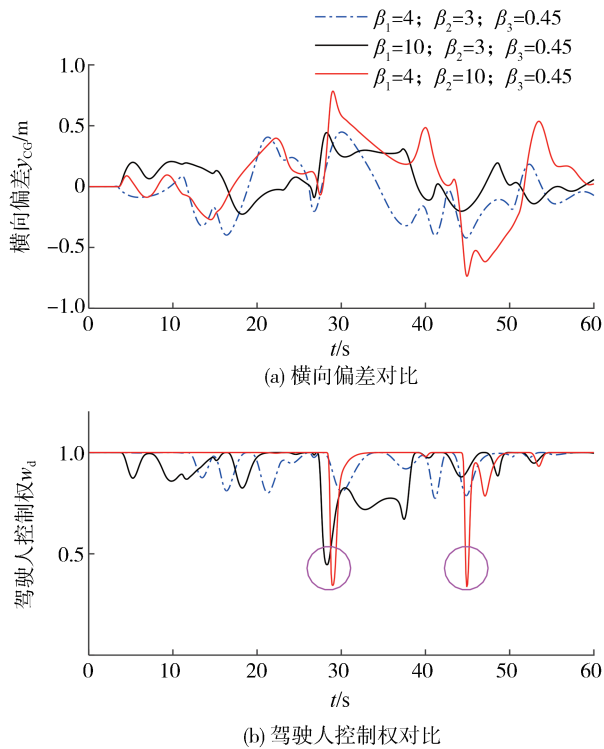


图12 不同模型参数下的横向偏差与驾驶人控制权对比

4.4 不同工况下的鲁棒性验证

新增了S弯工况与双移线工况的共驾效果验证,如图13和图14所示。其中,S弯工况与双移线工况的最大曲率半径皆为50 m。在不同工况下,车辆质心位置处的横向偏差皆能控制在可容许偏差范围内,进一步表明本文设计的共享控制算法具有较好的鲁棒性。

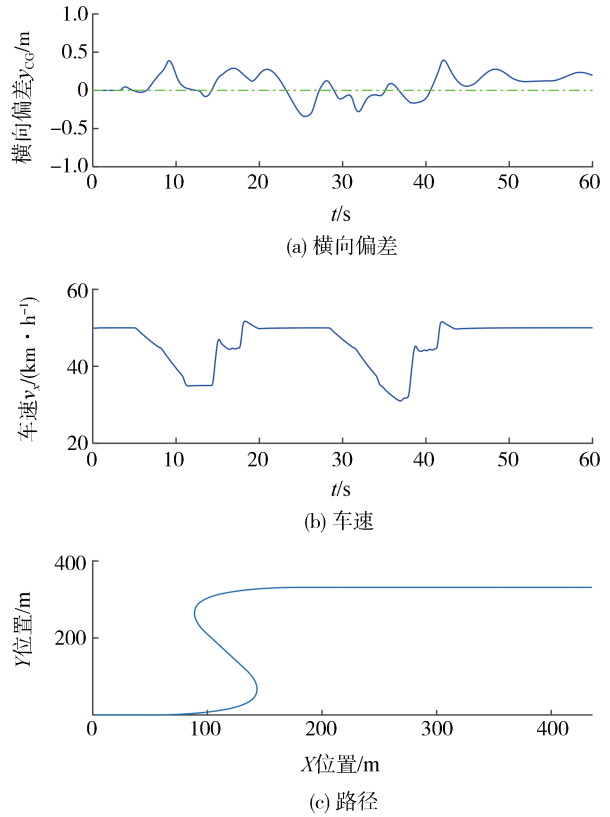


图13 S弯工况下的横向偏差

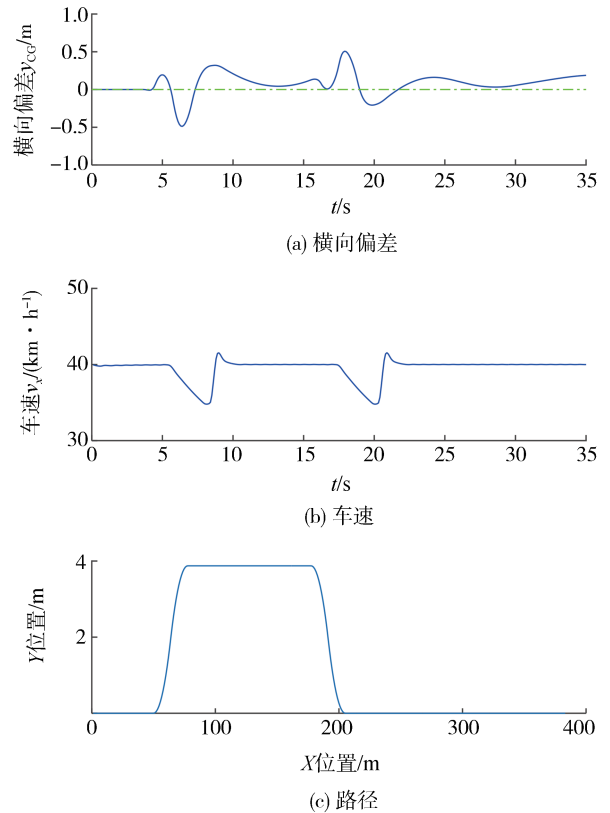


图14 双移线工况下的横向偏差

5 结论

针对人机并行控制时引发的人机冲突和控制权分配等问题,本文设计了共享车道保持鲁棒控制算法与控制权分配策略,主要结论如下。

(1) 为更好地模仿驾驶人的转向行为,设计了一种IGA优化的驾驶人转向模型,并建立了驾驶人在环的人-车-路模型。

(2) 考虑到复杂工况下道路曲率扰动、线性模型适配不足的缺陷以及模型参数的时变特性等因素,基于T-S模糊控制理论设计了输出反馈 γ 次优 H_2 鲁棒控制器,具有较好的扰动抑制能力。

(3) 根据驾驶人转向行为以及车辆横向综合偏差情况,设计了一种人机控制权分配模型,实现了人机交互效果的显性表达以及人机控制权的有效管理。

参考文献

- [1] 杨俊儒,褚端峰,陆丽萍,等.智能汽车人机共享控制研究综述[J].机械工程学报,2022,58(18):31-55.
YANG J R, CHU D F, LU L P, et al. Review on human-machine shared control of intelligent vehicles [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(18): 31-55.
- [2] ZHENG N, LIU Z, REN P, et al. Hybrid-augmented intelligence: collaboration and cognition [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(2): 153-179.
- [3] 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.
- [4] 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 B C, WANG Y L, XIE X Y, 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.
- [5] WANG Z, DING X, ZHANG L. Chassis coordinated control for full X-by-wire four-wheel-independent-drive electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(4): 4394-4410.
- [6] 胡云峰,曲婷,刘俊,等.智能汽车人机协同控制的研究现状与展望[J].自动化学报,2019,45(7):1261-1280.
HU Y F, QU T, LIU J, et al. Human-machine cooperative control of intelligent vehicle: recent developments and future perspectives [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(7): 1261-1280.
- [7] ERLIEN S M, FUJITA S, GERDES J C. Shared steering control using safe envelopes for obstacle avoidance and vehicle stability [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 17(2): 441-451.
- [8] TAN D, CHEN W, WANG H, et al. Shared control for lane departure prevention based on the safe envelope of steering wheel angle [J]. Control Engineering Practice, 2017, 64: 15-26.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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 Z G, CHEN W W, TAN D K, et al. Human-machine cooperative lane departure assist control considering driver manipulate failure [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55 (16) : 91-103.
- [13] 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, September 1-3, 2010, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, France, 2010: 404-409.
- [14] 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 W W, WANG Q D, DING Y K, 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.
- [15] 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 Y T, ZHAO Y B, XIE B. Shared control system based on driver steering model [J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(7) : 1664-1677.
- [16] 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.
- [17] 李学黎,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 X Y, WANG Y P, SU C Q, et al. Robust control for shared steering control system based on authority level dynamic allocation [J]. Automotive Engineering, 2022, 44(11): 1676-1688.
- [18] SOUALMI B, SENTOUH C, POPIEUL J C, et al. Automation-driver cooperative driving in presence of undetected obstacles [J]. Control Engineering Practice, 2014, 24: 106-119.

(下转第1872页)

- [6] DANIELSSON S, PETERSSON L, EIDEHALL A. Monte Carlo based threat assessment: analysis and improvements [C]. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2007: 233–238.
- [7] LEFÈVRE S, LAUGIER C, IBAÑEZ-GUZMÁN J. Exploiting map information for driver intention estimation at road intersections [C]. 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (iv). IEEE, 2011: 583–588.
- [8] FIRL J, STÜBING H, HUSS S A, et al. Predictive maneuver evaluation for enhancement of car-to-x mobility data [C]. 2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2012: 558–564.
- [9] AOUDE G S, DESARAJU V R, STEPHENS L H, et al. Behavior classification algorithms at intersections and validation using naturalistic data [C]. 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (iv). IEEE, 2011: 601–606.
- [10] MORRIS B T, TRIVEDI M M. Trajectory learning for activity understanding: unsupervised, multilevel, and long-term adaptive approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(11): 2287–2301.
- [11] LI Z, WANG B, GONG J, et al. Development and evaluation of two learning-based personalized driver models for pure pursuit path-tracking behaviors [C]. 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2018: 79–84.
- [12] CHANDRA R, BHATTACHARYA U, BERA A, et al. Traffic trajectory prediction in dense and heterogeneous traffic using weighted interactions [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 8483–8492.
- [13] DIEHL F, BRUNNER T, LE M T, et al. Graph neural networks for modelling traffic participant interaction [C]. 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2019: 695–701.
- [14] 连静, 李硕贤, 刘一获, 等. 基于车道目标引导的车辆轨迹预测 [J]. 汽车工程, 2023, 45(8): 1353–1361.
LIAN Jing, LI Shuoxian, LIU Yidi, et al. Goal supervised attention network for vehicle trajectory prediction [J]. Automotive Engineering, 2023, 45(8): 1353–1361.
- [15] CHAI Y, SAPP B, BANSAL M, et al. Multipath: multiple probabilistic anchor trajectory hypotheses for behavior prediction [J]. arXiv preprint arXiv:1910.05449, 2019.
- [16] HONG J, SAPP B, PHILBIN J. Rules of the road: predicting driving behavior with a convolutional model of semantic interactions [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 8454–8462.
- [17] GAO J, SUN C, ZHAO H, et al. VectorNet: encoding HD maps and agent dynamics from vectorized representation [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11525–11533.
- [18] LIANG M, YANG B, HU R, et al. Learning lane graph representations for motion forecasting [C]. Computer Vision–ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Proceedings, Part II 16. Springer International Publishing, 2020: 541–556.
- [19] LI X, YING X, CHUAH M C. Grip++: enhanced graph-based interaction-aware trajectory prediction for autonomous driving [J]. arXiv preprint arXiv:1907.07792, 2019.
- [20] CHANG M F, LAMBERT J, SANGKLOY P, et al. Argoverse: 3D tracking and forecasting with rich maps [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 8748–8757.
- [21] ZHAO H, GAO J, LAN T, et al. TNT: target-driven trajectory prediction [J]. arXiv preprint arXiv:2008.08294, 2020.
- [22] GILLES T, SABATINI S, TSISHKOU D, et al. HOME: heatmap output for future motion estimation [J]. arXiv preprint arXiv:2105.10968, 2021.
- [23] LIU Y, ZHANG J, FANG L, et al. Multimodal motion prediction with stacked transformers [C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Nashville, TN, USA, 2021: 7573–7582.
- [24] BHATTACHARYYA P, HUANG C, CZARNECKI K. SSL-Lanes: self-supervised learning for motion forecasting in autonomous driving [C]. Conference on Robot Learning. PMLR, 2023: 1793–1805.
- [25] PARK D, RYU H, YANG Y, et al. Leveraging future relationship reasoning for vehicle trajectory prediction [J]. arXiv preprint arXiv:2305.14715, 2023.

~~~~~  
(上接第1862页)

- [19] DONG J, YANG G H.  $H_\infty$  controller synthesis via switched PDC scheme for discrete-time T-S fuzzy systems [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2009, 17(3): 544–555.
- [20] SALEH L, CHEVREL P, CLAVEAU F, et al. Shared steering

control between a driver and an automation: stability in the presence of driver behavior uncertainty [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(2): 974–983.