

考虑驾驶群体特性的人机协同横向控制

章军辉^{1,2,3,4}, 董接莲^{2,4}, 孙沐宁^{1,4}, 李昊^{1,4}, 郑建东^{1,4}, 黄英杰^{1,4}

(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. 昆山微电子技术研究院, 江苏 苏州 215347)

摘要:为提升人机协同式横向控制系统的友好性,提出了一种考虑驾驶群体特性的人机协同横向控制算法。首先,引入模仿驾驶人转向行为的驾驶人转向模型,建立了线性时变的闭环人-车-路模型;其次,考虑到模型参数的时变性、大曲率扰动、线性模型适配不足等因素,基于 LTV-MPC 控制理论设计了线性时变模型预测控制器;再次,根据车辆运动状态的发展态势以及驾驶群体的侧偏敏感度,设计了面向不同驾驶群体的人机协同因子策略,以实现共驾过程中智驾系统干预或辅助程度的差异化调控;最后,基于驾驶人在环的集成平台对该人机协同横向控制算法进行验证和探讨。结果表明,该算法具备较好的群体适应能力,并且能够较好地兼顾轨迹跟踪精度以及人机协同友好性。

关键词:智能汽车;人机共驾;LTV-MPC 控制;人机协同因子;驾驶群体特性

中图分类号:U461 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2026)08-2127-10

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20250066

Driver-automation collaborative lateral control with consideration of driver group characteristics

ZHANG Jun-hui^{1,2,3,4}, DONG Jie-lian^{2,4}, SUN Mu-ning^{1,4}, LI Hao^{1,4},
ZHENG Jian-dong^{1,4}, HUANG Ying-jie^{1,4}

(1. School of Electrical and Automatic Engineering, 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. Institute of Microelectronic Technology of Kunshan, Suzhou 215347, China)

Abstract: In order to enhance the friendliness of driver-automation cooperative lateral control system, a novel shared lateral control algorithm considering driver group characteristics was proposed. Firstly, a driver imitated steering model was introduced, and then the linear-varying closed-loop driver-vehicle-road model was established. Secondly, for the purpose of handling disturbance factors such as time-varying model parameters, large road curvature, and the insufficient adaptation of linearization of nonlinear vehicle dynamics, a predictive controller based on linear time-varying model predictive control (LTV-MPC)

收稿日期:2025-01-19.

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

framework was designed. Thirdly, a driver-automation cooperative factor model was constructed according to the aggregate lateral error as well as lateral offset sensitivity of different driver groups, aiming to achieve differentiation adjustment of the intervention or assistance degree from the intelligent system during the co-driving. Finally, the comparative experimental results demonstrate that the shared lateral control algorithm exhibits excellent group adaptability and enhances driver-automation friendliness while ensuring path-tracking accuracy.

Key words: intelligent vehicle; shared autonomy; LTV-MPC control; collaborative factor; driver group characteristics

0 引言

复杂场景下驾驶决策面临挑战,车联网新基建不完善、权责界定相关立法缺失等难题,在很大程度上阻碍了无人驾驶技术的商业化进程^[1,2]。因此,在实现全域无人驾驶之前智能汽车仍将面临一段漫长的人机共驾局面^[3-5]。

在人机协同控制过程中,由于诸如自适应巡航、自动紧急制动等车辆纵向控制技术已较为成熟,因而近些年来人机协同控制主要聚焦于车辆横向控制方面。Iwano等^[6]设计了面向紧急避撞工况下的共享控制系统,表明当人机按照 50%:50% 的权重分配策略时能够兼顾行车安全和驾乘体验。郭烈等^[7]设计了一种共驾系数分配模型,根据车辆运行状态和驾驶人转向力矩,采用模糊推理方式实现了驾驶人与智驾系统之间的权值动态分配,在给予驾驶人足够控制权裕度的基础上缓解了人机冲突。高振刚等^[8]根据驾驶人转向力矩、车辆速度、预瞄横向偏差设计了一种协同控制因子模糊推理机,提高了行车安全性和驾乘舒适性。针对极限工况下控制器输出力矩与实际期望力矩之间不匹配的问题,李学鋈等^[9]提出了一种考虑极限工况的人机控制权动态分配方法,并设计了考虑人机权值分配系数和车辆模型参数不确定性的鲁棒控制器,有效抑制了外部扰动和驾驶人误操作对行车安全的影响。

为了能够更真实地逼近驾驶人的转向行为,进而设计出容易被驾乘人员接受和信任的共享控制器,Nguyen等^[10,11]引入远近视点预瞄模型,建立了驾驶人在环的车路模型,并设计了一种综合考虑驾驶人转向力矩和驾驶人状态的U型函数以提供辅助力矩,提高了人机协同控制的友好性。Li等^[12]提出了一种考虑驾驶人驾驶特性和驾驶人状态的控制权动态分配模型,并设计了多维评

价指标对该模型的合理性和有效性进行验证,提高了系统的适应性和抗扰动能力。Liu等^[13]提出了面向换道场景的仿人化共享控制策略,并提出了合作博弈的LTV-MPC控制算法,保证了人机动态博弈过程中的纵、横向控制稳定性,不过凸优化求解的计算负荷较大。为了满足共享控制器实用性的需求,田彦涛等^[14]基于两点预瞄特性和神经肌肉模型建立了遗传算法优化的驾驶人转向模型,在提升共享转向控制系统轨迹跟踪精度和安全的同时,有效减轻了驾驶人的工作负荷。

考虑到不同驾驶群体的车道保持习惯存在差异化需求,本文开展了一种考虑驾驶群体特性的人机协同横向控制研究,根据车辆运动状态的发展态势以及驾驶群体的侧偏敏感度设计了面向不同驾驶群体的人机协同因子策略,以实现共驾过程中智驾系统干预或辅助程度的差异化调控。最后,基于驾驶人在环的集成平台对该人机协同控制算法的有效性进行了验证。

1 数学建模

1.1 LTV车路模型

基于单点预瞄的车路参考模型如图1所示,其中, XOY 为惯性坐标系, xoy 为车辆坐标系。

基于线性时变二自由度车辆扩展模型和电动助力转向系统模型^[15],建立以纵向速度 v_x 为时变参数的车路模型,如下所示:

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

式中: $\mathbf{x}_v = [y_L, v_y, \varphi_L, \omega_i, \delta_i, \dot{\delta}_i]^T$ 为状态向量,其中, y_L 为预瞄点处的横向偏差, v_y 为横向速度, $\varphi_L = \varphi - \varphi_d$ 为横摆角偏差, φ 、 φ_d 分别为实际横摆角和期望横摆角, δ_i 为前轮转角; $\mathbf{y}_v =$

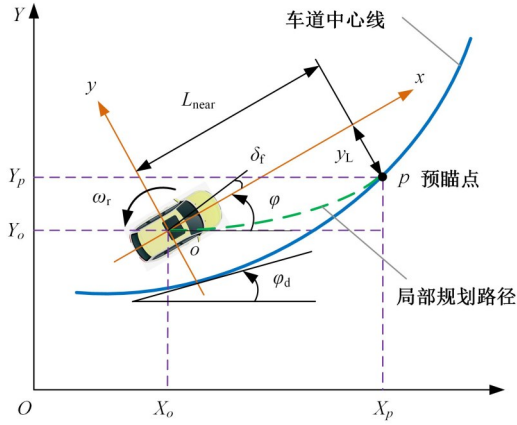


图 1 基于单点预瞄的车路参考模型

Fig. 1 Single point preview based vehicle-road model

$[y_L, \varphi_L, \delta_f]^T$ 为模型输出; u_v 为模型输入; ρ 为道路曲率(外部扰动); A_v, B_v, G_v, C_v 均为系数矩阵。

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

$$B_v = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{J_s i_s} \end{bmatrix}^T$$

$$G_v = [-L_{near} v_x, 0, -v_x, 0, 0, 0]^T$$

$$C_v = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

式中: L_{near} 为单点预瞄距离; ω_r 为横摆角速度; m 为整车质量; a, b 分别为前、后轴与车辆质心之间的距离; C_f, C_r 分别为前、后轮的侧偏刚度; I_z 为车辆绕 z 轴的转动惯量; J_s, B_s 分别为转向系的等效转动惯量和等效阻尼系数; η_t 为轮胎接触地面宽度; i_s 为转向传动比。

1.2 驾驶人转向模型

为了更真实地模仿驾驶人转向行为,在文献[16,17]研究基础上构建一种粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)的驾驶人转向模型,如图 2 所示。

模型主要包括:基于远视角的两点预瞄模块、神经肌肉动力学模块、模型参数辨识模块。其中, $\theta_{far} \approx L_{far} \omega_r v_x^{-1}$ 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}^* 为预瞄系统估计的方向盘转角; δ_{sw} 为驾驶人实际操控的方向盘转角; T_f 为反馈力矩; T_d^* 为驾驶人转向模型输出的转向力矩。

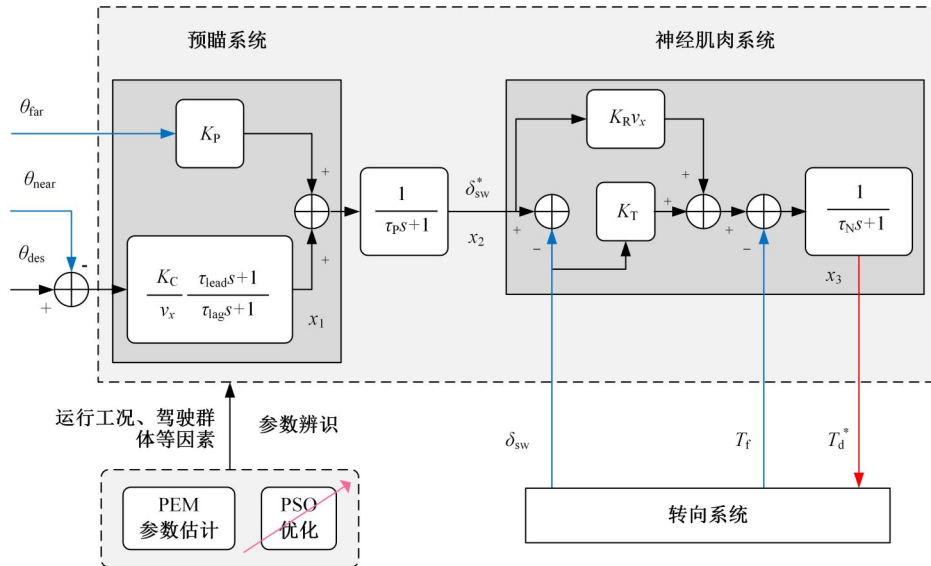


图 2 增强型驾驶人转向模型

Fig. 2 Enhanced driver steering model

建立驾驶人转向模型为:

$$\begin{cases} \dot{x}_d(t) = A_d(t)x_d(t) + B_d(t)u_d(t) \\ y_d(t) = C_d x_d(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $x_d = [x_1, x_2, x_3]^T$ 为状态向量; $y_d = T_d^*$ 为模型输出; $u_d = [\theta_{far}, \theta_{near}, \delta_{sw}, T_f]^T$ 为模型输入; A_d, B_d, C_d 均为系数矩阵。

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

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

$$C_d = [0, 0, 1]$$

式中: K_P 、 K_C 、 K_R 、 K_T 分别为相应模块的增益, τ_{lead} 、 τ_{lag} 分别为视觉补偿模块的超前和滞后时间常数; τ_N 为神经肌肉动力学模块的时间常数。

1.3 人-车-路模型

联立式(1)(2), 建立闭环的人-车-路模型:

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

式中: $x = [x_v^T, x_d^T]^T$ 为状态向量; $u = T_a$ 为模型输入; $y = [y_v^T, y_d^T]^T$ 为模型输出; A 、 B 、 G 、 C 均为系数矩阵。

$$A = \begin{bmatrix} A_v & B_v C_d \\ B_d \tilde{C}_v & A_d \end{bmatrix}_{9 \times 9}$$

$$B = [B_v^T, 0_{1 \times 3}]^T$$

$$G = [G_v^T, 0_{1 \times 3}]^T$$

$$C = \begin{bmatrix} C_v & 0_{3 \times 3} \\ 0_{1 \times 6} & C_d \end{bmatrix}_{4 \times 9}$$

$$\tilde{C}_v = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{L_{\text{far}}}{v_x} & 0 & 0 \\ \frac{1}{L_{\text{near}}} & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & i_s & 0 \\ 0 & -\frac{2C_f \eta_t}{i_s v_x} & 0 & -\frac{2aC_f \eta_t}{i_s v_x} & \frac{2C_f \eta_t}{i_s} & 0 \end{bmatrix}$$

采用零阶保持法对式(3)进行离散化处理, 得到离散状态空间方程为:

$$\begin{cases} x(k+1|k) = A'x(k) + B'u(k) + G'\rho(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases} \quad (4)$$

各系数矩阵满足:

$$A' = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{A^k T_s^k}{k!}; \quad B' = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{A^{k-1} T_s^k}{k!} B$$

$$G' = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{A^{k-1} T_s^k}{k!} G; \quad C' = C$$

式中: T_s 为采样周期。

1.4 多步预测模型

为了便于控制器求解, 假设式(4)中各状态变量、道路曲率 ρ 可观测, 且在预测时域内各个时变系数矩阵的变化可以被忽略。对式(4)进行重构:

$$\begin{cases} \tilde{x}(k+1|k) = \tilde{A}(k)\tilde{x}(k) + \tilde{B}(k)\Delta u(k) \\ \tilde{y}(k) = \tilde{C}\tilde{x}(k) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\tilde{x} = [x^T, \rho, u]^T$ 为增广状态向量; $\tilde{A} =$

$$\begin{bmatrix} A' & G' & B' \\ 0_{1 \times 9} & 1 & 0 \\ 0_{1 \times 9} & 0 & 1 \end{bmatrix}_{11 \times 11}; \quad \tilde{B} = \begin{bmatrix} 0_{9 \times 1} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}_{11 \times 1}; \quad \tilde{C} = [C', 0_{4 \times 1}, 0_{4 \times 1}]_{4 \times 11}$$

不妨令当前时刻为 k , 预测时域为 $[k, k+p-1]$, 控制时域为 $[k, k+c-1]$, 其中, $c \leq p$ 。对式(5)进行逐步迭代, 整理得:

$$\begin{cases} X(k+1|k) = A_p \tilde{x}(k) + B_p \Delta U(k) \\ Y(k) = C_p X(k) \end{cases} \quad (6)$$

式中:

$$X(k+1|k) = [\tilde{x}^T(k+1|k), \dots, \tilde{x}^T(k+p|k)]^T$$

$$\Delta U(k) = [\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+c-1)]^T$$

$$Y(k) = [\tilde{y}^T(k), \tilde{y}^T(k+1), \dots, \tilde{y}^T(k+p-1)]^T$$

$$A_p = [\tilde{A}^T, (\tilde{A}^2)^T, \dots, (\tilde{A}^p)^T]^T_{11p \times 11}$$

$$B_p = \begin{bmatrix} \tilde{B} & 0 & \dots & 0 \\ \tilde{A}\tilde{B} & \tilde{B} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{A}^{c-1}\tilde{B} & \tilde{A}^{c-2}\tilde{B} & \dots & \tilde{B} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{A}^{p-1}\tilde{B} & \tilde{A}^{p-2}\tilde{B} & \dots & \tilde{A}^{p-c}\tilde{B} \end{bmatrix}_{11p \times c}$$

$$C_p = \begin{bmatrix} \tilde{C} & & & \\ & \tilde{C} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \tilde{C} \end{bmatrix}_{4p \times 11p}$$

2 人机协同控制

2.1 系统设计

人机协同横向控制系统设计如图3所示。主要包括: LTV-MPC 预测控制器、人机协同因子决策、CarSim/Simulink 平台、驾驶人输入等模块。其中, 人机协同因子决策模块用于及时调控源自

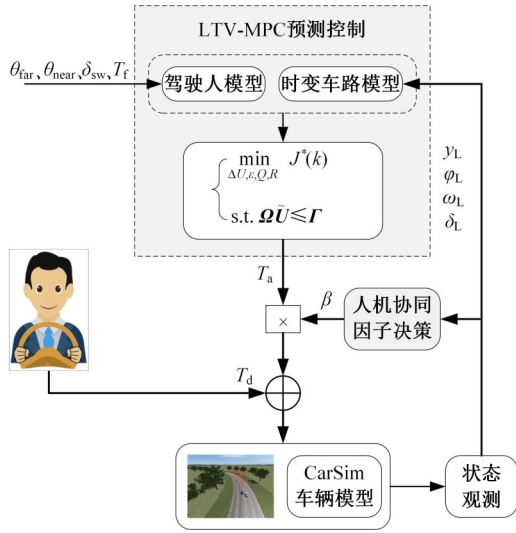


图 3 人机协同横向控制系统设计

Fig. 3 Driver-automation collaborative lateral control system design

智驾系统的转向力矩,起到有效纠偏和减少人机冲突的作用。

2.2 LTV-MPC 控制器

2.2.1 目标函数

为了保证共驾 LKAS 模型的车道保持精度和车辆控制稳定性,基于 MPC 框架构建二次型目标函数 J :

$$J(k) = \sum_{i=1}^p \left\| \tilde{y}(k+i) - \tilde{y}_{\text{ref}}(k+i) \right\|_{Q(k)}^2 + \sum_{i=0}^{c-1} \left\| \Delta u(k+i) \right\|_{R(k)}^2 \quad (7)$$

式中: Q 为输出的权系数矩阵; R 为增量输入的权系数; $\tilde{y}_{\text{ref}} = [y_{L,\text{ref}}, \varphi_{L,\text{ref}}, \delta_{f,\text{ref}}, T_{d,\text{ref}}]^T$ 为参考输出。

2.2.2 I/O 约束及松弛化

建立系统 I/O 边界约束条件:

$$\begin{cases} u_{\min} \leq u(k+i|k) \leq u_{\max}, \\ i \in [0, c-1] \\ \Delta u_{\min} \leq \Delta u(k+i|k) \leq \Delta u_{\max}, \\ i \in [0, c-1] \\ \tilde{y}_{\min} \leq \tilde{y}(k+i+1|k) \leq \tilde{y}_{\max}, \\ i \in [0, p-1] \end{cases} \quad (8)$$

式中: $u_{\max}$ 、 $u_{\min}$ 分别为控制输入的上界和下界; $\Delta u_{\max}$ 、 $\Delta u_{\min}$ 分别为增量输入的上界和下界; $\tilde{y}_{\max} = [y_{L,\text{max}}, \varphi_{L,\text{max}}, \delta_{f,\text{max}}, T_{d,\text{max}}]^T$ 为输出上界; $\tilde{y}_{\min} = [y_{L,\text{min}}, \varphi_{L,\text{min}}, \delta_{f,\text{min}}, T_{d,\text{min}}]^T$ 为输出下界。

采用松弛向量管理法对式(8)所示求解可行域进行松弛化处理^[18],以保证在滚动优化过程中可行解存在。对式(8)进行松弛化处理如下:

$$\begin{cases} u_{\min} + \varepsilon_1 u_{\min}^u \leq u \leq u_{\max} + \varepsilon_1 u_{\max}^u \\ \Delta u_{\min} + \varepsilon_2 \Delta u_{\min}^u \leq \Delta u \leq \Delta u_{\max} + \varepsilon_2 \Delta u_{\max}^u \\ \tilde{y}_{\min} + \varepsilon_3 \tilde{y}_{\min}^y \leq \tilde{y} \leq \tilde{y}_{\max} + \varepsilon_3 \tilde{y}_{\max}^y \end{cases} \quad (9)$$

式中:松弛因子满足 $\varepsilon_1 \geq 0, \varepsilon_2 \geq 0, \varepsilon_3 \geq 0$; 松弛系数满足 $v_{\min}^u \leq 0, v_{\min}^{\Delta u} \leq 0, v_{\min}^{y_L} \leq 0, v_{\min}^{\varphi_L} \leq 0, v_{\min}^{\delta_L} \leq 0, v_{\min}^{T_d} \leq 0, v_{\max}^u \geq 0, v_{\max}^{\Delta u} \geq 0, v_{\max}^{y_L} \geq 0, v_{\max}^{\varphi_L} \geq 0, v_{\max}^{\delta_L} \geq 0, v_{\max}^{T_d} \geq 0$; $v_{\max}^y = [v_{\max}^{y_L}, v_{\max}^{\varphi_L}, v_{\max}^{\delta_L}, v_{\max}^{T_d}]^T$; $v_{\min}^y = [v_{\min}^{y_L}, v_{\min}^{\varphi_L}, v_{\min}^{\delta_L}, v_{\min}^{T_d}]^T$ 。

2.2.3 算法演变

在式(7)所示的目标函数中增加一个正则化项,以便在凸优化问题求解可行性与边界约束效果之间寻求折中^[18]。重构目标函数如下:

$$J^*(k) = J(k) + \varepsilon^T \eta \varepsilon = \tilde{U}^T H \tilde{U} + 2f^T \tilde{U} + C \quad (10)$$

式中: C 为常数项;

$$\tilde{U} = \begin{bmatrix} \Delta U \\ \varepsilon \end{bmatrix}_{(c+3) \times 1};$$

$$H = \begin{bmatrix} B_p^T C_p^T Q_p C_p B_p + R_c & 0_{c \times 3} \\ 0_{3 \times c} & \eta_{3 \times 3} \end{bmatrix}_{(c+3) \times (c+3)};$$

$$f^T = [\tilde{x}^T(k) A_p^T C_p^T Q_p C_p B_p \quad 0_{1 \times 3}]_{1 \times (c+3)};$$

$$\varepsilon = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3]^T;$$

$$\eta = \text{diag}(\eta_1, \eta_2, \eta_3);$$

$$Q_p = \text{diag}(Q, Q, \dots, Q)_{4p \times 4p};$$

$$R_c = \text{diag}(R, R, \dots, R)_{c \times c}.$$

最后,联立式(9)(10),基于 LTV-MPC 控制理论将人机协同横向控制算法设计问题转化成含 I/O 边界约束的在线 QP 问题,即:

$$\begin{cases} \min J^*(k) \\ \Delta U, \varepsilon, Q, R \\ \text{s.t. } \Omega \tilde{U} \leq \Gamma \end{cases} \quad (11)$$

$$\Omega = \begin{bmatrix} K_{\Delta u} & -v_{\max}^u & 0 & 0 \\ -K_{\Delta u} & v_{\min}^u & 0 & 0 \\ I_c & 0 & -v_{\max}^{\Delta u} & 0 \\ -I_c & 0 & v_{\min}^{\Delta u} & 0 \\ C_p B_p & 0 & 0 & -V_{\max}^y \\ -C_p B_p & 0 & 0 & V_{\min}^y \end{bmatrix}_{(4c+8p) \times (c+3)}$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} U_{\max} - K_u u(k-1) \\ -U_{\min} + K_u u(k-1) \\ \Delta U_{\max} \\ -\Delta U_{\min} \\ Y_{\max} - C_p A_p \tilde{x}(k) \\ -Y_{\min} + C_p A_p \tilde{x}(k) \end{bmatrix}_{(4c+8p) \times 1}$$

式中: I_c 为 $c \times c$ 的单位矩阵;

$$K_u = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}_{c \times 1}; K_{\Delta u} = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ 1 & 1 & & \\ 1 & 1 & \ddots & \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{c \times c};$$

$$Y_{\max} = [\tilde{y}_{\max}^T, \tilde{y}_{\max}^T, \cdots, \tilde{y}_{\max}^T]^T \Big|_{4p \times 1};$$

$$Y_{\min} = [\tilde{y}_{\min}^T, \tilde{y}_{\min}^T, \cdots, \tilde{y}_{\min}^T]^T \Big|_{4p \times 1};$$

$$U_{\max} = [u_{\max}, u_{\max}, \cdots, u_{\max}]^T \Big|_{c \times 1};$$

$$U_{\min} = [u_{\min}, u_{\min}, \cdots, u_{\min}]^T \Big|_{c \times 1};$$

$$\Delta U_{\max} = [\Delta u_{\max}, \Delta u_{\max}, \cdots, \Delta u_{\max}]^T \Big|_{c \times 1};$$

$$\Delta U_{\min} = [\Delta u_{\min}, \Delta u_{\min}, \cdots, \Delta u_{\min}]^T \Big|_{c \times 1};$$

$$v_{\max}^u = [v_{\max}^u, v_{\max}^u, \cdots, v_{\max}^u]^T \Big|_{c \times 1};$$

$$v_{\min}^u = [v_{\min}^u, v_{\min}^u, \cdots, v_{\min}^u]^T \Big|_{c \times 1};$$

$$v_{\max}^{\Delta u} = [v_{\max}^{\Delta u}, v_{\max}^{\Delta u}, \cdots, v_{\max}^{\Delta u}]^T \Big|_{c \times 1};$$

$$v_{\min}^{\Delta u} = [v_{\min}^{\Delta u}, v_{\min}^{\Delta u}, \cdots, v_{\min}^{\Delta u}]^T \Big|_{c \times 1};$$

$$V_{\max}^y = [v_{\max}^y, v_{\max}^y, \cdots, v_{\max}^y]^T \Big|_{4p \times 1};$$

$$V_{\min}^y = [v_{\min}^y, v_{\min}^y, \cdots, v_{\min}^y]^T \Big|_{4p \times 1}。$$

2.3 协同控制策略

智驾系统的理想行驶轨迹为车道中心线,而不同驾驶群体对车辆偏离中心线的敏感程度存在差异,意味着不同驾驶群体期望的行驶轨迹并不统一。这也进一步表明不同驾驶群体在车道保持方面的习惯不尽相同,且他们对智驾系统介入的接受程度也不尽相同。

为此,根据车辆运动状态的发展态势以及驾驶群体的侧偏敏感度,设计一种面向不同驾驶群体的人机协同因子策略,及时对智驾系统的干预或辅助程度进行差异化调控。人机协同因子策略的数学描述如下:

$$\beta(\alpha, \xi_{CG}) = 1 - e^{-\frac{1}{\alpha} \xi_{CG}^2(t)} \quad (12)$$

式中: β 为人机协同因子; α 为驾驶群体特性参数,代表驾驶群体的侧偏敏感度; $|\xi_{CG}(t)| = \lambda_1 |\bar{y}_{CG}(t)| + \lambda_2 |\bar{\varphi}_{CG}(t)|$ 为综合横向偏差, $\bar{y}_{CG}$ 、 $\bar{\varphi}_{CG}$ 分别为车辆当前位置处横向偏差和横摆角偏差的归一化值; λ_1 、 λ_2 为设计参数,且满足 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 。

进一步,将驾驶群体划分为专家群体、一般群体与新手群体^[19]。基于驾驶群体特性参数设计面向不同驾驶群体的人机协同因子,如图4所示(彩图参见电子版,后文同)。其中,驾驶群体特性参数 α 越大,表示该类驾驶群体的侧偏敏感度越佳,其可接受的干预程度或所需的辅助程度越小,反之则越大。

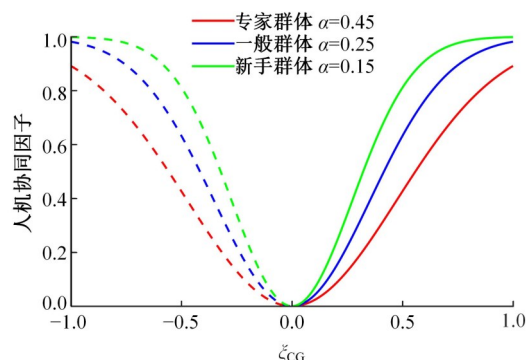


图4 面向不同驾驶群体的人机协同因子模型

Fig. 4 Collaborative factor model for different driver groups

3 模型验证

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。车辆动力学参数如表1所示,试验台架和仿真工况如图5所示。其中,仿真工况的最小曲率半径为 40 m,车辆纵向速度为 [30, 74] km/h。本文设计了人驾模式、共驾模式和机驾模式,其中,共驾模式和机驾模式采用的控制器皆为 LTV-MPC 控制器。此外,用于对比的共驾策略包括 U 型策略^[10]、固定权重策略^[6]。

表1 车辆动力学参数

Table 1 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
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 $C_{\ell}/(\text{kN} \cdot \text{rad}^{-1})$	92
后轮的侧偏刚度 $C_{\ell}/(\text{kN} \cdot \text{rad}^{-1})$	94
轮胎接触地面宽度 η_t/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
道路宽度/ m	3.75

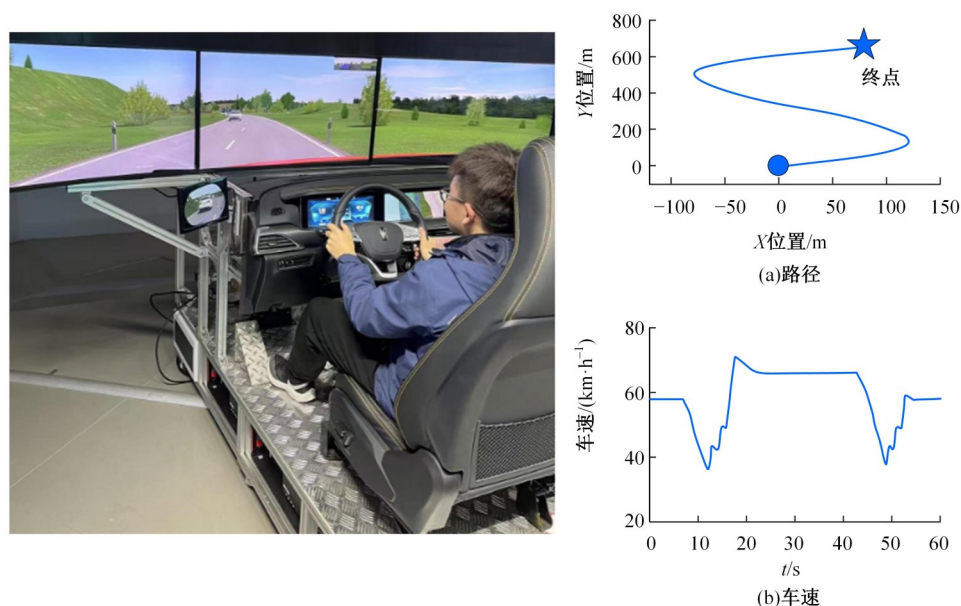


图 5 驾驶人在环的试验台架和仿真工况

Fig. 5 Driver-in-the-loop simulation platform and conditions

3.1 驾驶模式对比

图 6 为不同驾驶模式下横向偏差对比,不难发现,在完全人驾的模式下,新手群体的侧偏控制能力相对最弱,一般群体稍好,而专家群体的侧偏控制能力最为出色,这较为符合实际情况。对比图 6(a)(b)可以明显看出:采用人机协同驾驶模

式能够在一定程度上减少不同驾驶群体在驾驶技能上的差异,这种差异性的减弱得益于共驾过程中人机协同因子的作用(见图 7),即人机协同因子策略展现出了较好的群体适应性。

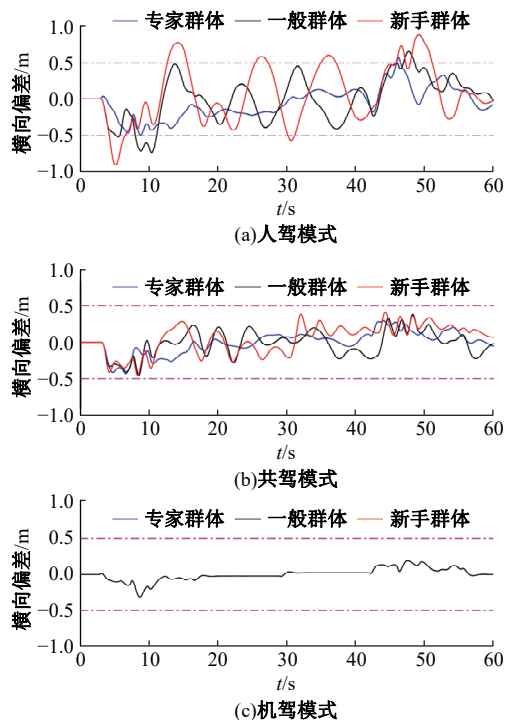


图 6 不同驾驶模式下横向偏差对比

Fig. 6 Comparison of lateral deviations under different driving modes

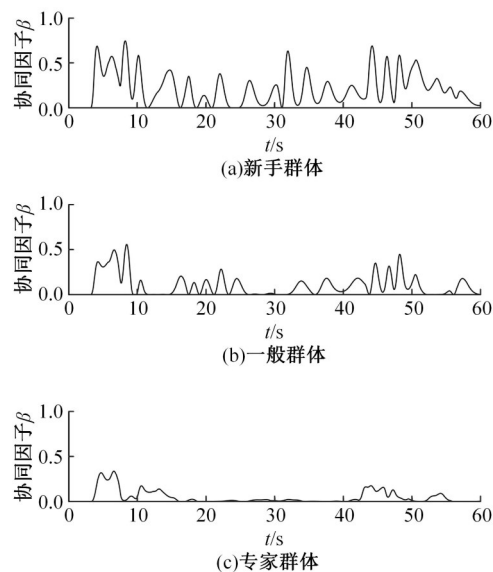


图 7 共驾模式下人机协同因子对比

Fig. 7 Comparison of driver-automation collaborative factors in co-driving mode

此外,由图 6(b)(c)可知,共驾模式与机驾模式均可以维持较高的侧偏控制性能,这进一步验证了本文所设计的 LTV-MPC 控制器对时变车路模型参数(纵向车速)、大曲率扰动(Z型弯)具有较好的扰动抑制效果。

3.2 共驾策略对比

如图 8 所示,对采用不同共驾策略时的共驾效果进行仿真对比,可知:①对于新手群体而言,在固定权重和 U 型策略下,急转弯过程中(大约 7~12 s, 46~51 s)车辆横向偏差较大,而在近似直道过程中,这两种策略下的车辆横向偏差都相对较小。具体而言,当采用固定权重策略时,由于控制器权重始终为 0.5,导致在大曲率转弯时控制器的纠偏能力受限,这也进一步凸显了固定权重策略的固有缺陷。当采用 U 型策略时,驾驶人操控方向盘时会抢占驾驶控制权(见图 9),不过由于新手群体的驾驶技能相对较差,从而导致车辆横向偏差出现明显的抖增现象(见图 8(a))。②对于一般与专家群体而言,固定权重与 U 型策略存在的上述缺陷不明显(见图 8(b)(c)),这是由于一般与专家群体具有较好的驾驶技能,能够在一定程度上弥补这两种策略存在的不足。因此,从整体上来看,人机协同因子策略具有较好的群体适应能力。

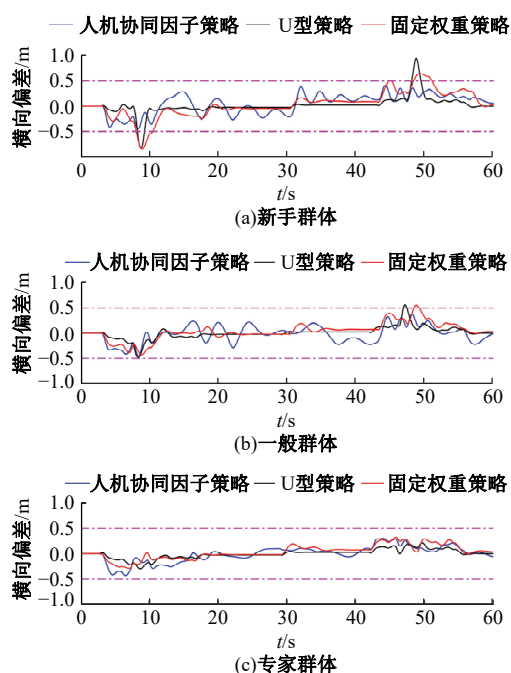


图 8 不同共驾策略下横向偏差对比

Fig. 8 Comparison of lateral deviations under different co-driving strategies

如图 9 所示,对采用不同共驾策略时的驾驶人权重进行仿真对比。特别地,当采用人机协同因子策略时,驾驶人的权重为 $1/(1+\beta)$ 。不难发现,在人机协同因子策略下,3类驾驶群体一直占据着较高的控制权权重。并且,如图 10 所示,该策

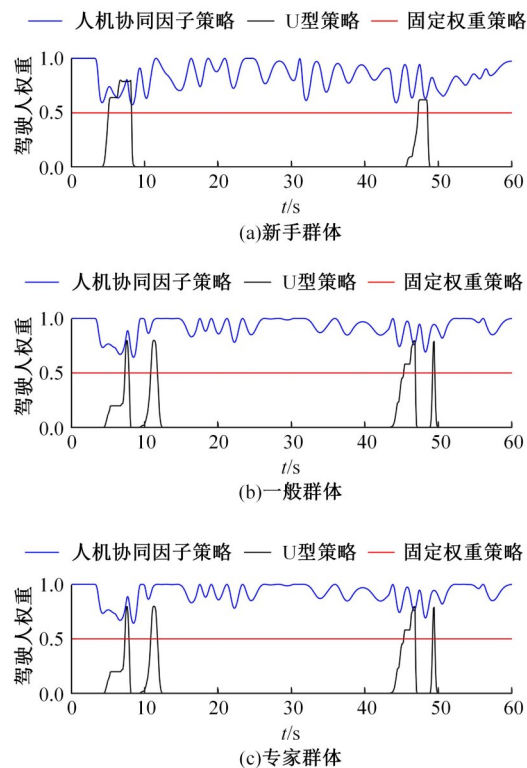


图 9 不同共驾策略下驾驶人权重对比

Fig. 9 Comparison of driver weights under different co-driving strategies

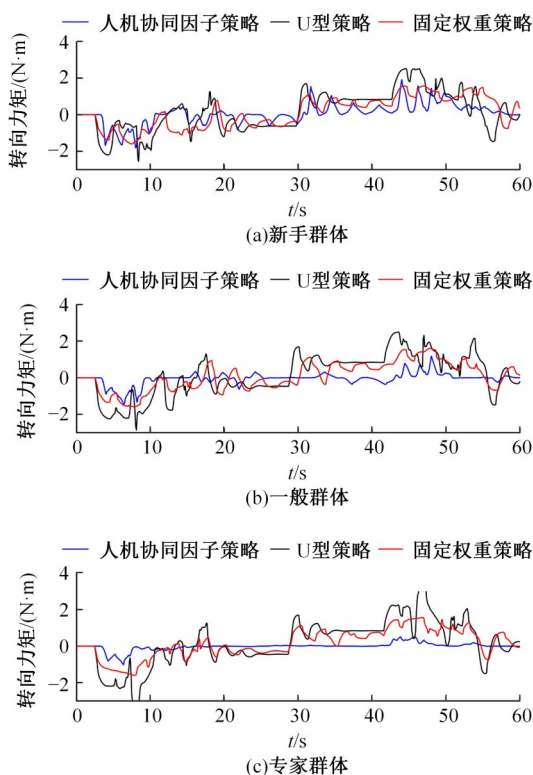


图 10 不同共驾策略下智驾系统输出的有效转矩对比

Fig. 10 Comparison of effective torques from intelligent system under different co-driving strategies

略下智驾系统主动输出的有效转矩相对较小,表明在该策略下智驾系统对驾驶人的干预是相对较小的,也因此赋予了驾驶人更大的操控自由度,提高了人机协同驾驶的友好性。

4 结 论

(1)为了更好地模仿驾驶人的转向行为,设计了一种增强型驾驶人转向模型,进而建立了线性时变的闭环人-车-路模型。

(2)考虑到模型参数的时变性、大曲率扰动、线性模型适配不足等因素,基于LTV-MPC控制理论设计了线性时变模型预测控制器,实验证明其具有较好的扰动抑制效果。

(3)设计了面向不同驾驶群体的人机协同因子策略,能够对共驾过程中智驾系统的干预或辅助程度进行差异化调控,有效提升了人机协同横向控制算法的群体适应能力以及人机友好性。

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 Jun-ru, Chu Duan-feng, Lu Li-ping, et al. Review on human-machine shared control of intelligent vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(18): 31-55.
- [2] 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.
- [3] 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 Yun-feng, Qu Ting, Liu Jun, et al. Human-machine cooperative control of intelligent vehicle: recent developments and future perspectives[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(7): 1261-1280.
- [4] 翟强,程洪,黄瑞,等. 智能汽车中人工智能算法应用及其安全综述[J]. 电子科技大学学报, 2020, 49(4): 490-498, 510.
Zhai Qiang, Cheng Hong, Huang Rui, et al. A survey: artificial intelligence and its security in intelligent vehicle[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2020, 49(4): 490-498, 510.
- [5] 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.
- [6] Iwano K, Raksincharoensak P, Nagai M. A study on shared control between the driver and an active steering control system in emergency obstacle avoidance situations[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2014, 47(3): 6338-6343.
- [7] 郭烈,葛平淑,夏文旭,等. 基于人机共驾的车道保持辅助控制系统研究[J]. 中国公路学报, 2019, 32(12): 46-57.
Guo Lie, Ge Ping-shu, Xia Wen-xu, et al. Lane-keeping control systems based on human-machine cooperative driving[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(12): 46-57.
- [8] 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.
- [9] 李学鋈,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.
- [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] Li X, Wang Y. Shared steering control for human-machine co-driving system with multiple factors[J]. Applied Mathematical Modelling, 2021, 100: 1-23.
- [13] 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.

- [14] 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.
- [15] 章军辉, 付宗杰, 郭晓满, 等. 友好型共享转向系统鲁棒控制[J]. 控制理论与应用, 2024, 41: 1-10.
Zhang Jun-hui, Fu Zong-jie, Guo Xiao-man, et al. Friendliness enhanced robust steering control based on driver-automation cooperative driving[J]. Control Theory & Applications, 2024, 41:1-10.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 章军辉, 李庆, 陈大鹏. 仿驾驶员多目标决策自适应巡航鲁棒控制[J]. 控制理论与应用, 2018, 35(6): 769-777.
Zhang Jun-hui, Li Qing, Chen Da-peng. Drivers imitated multi-objective adaptive cruise control algorithm [J]. Control Theory & Applications, 2018, 35(6): 769-777.
- [19] Zhang J, Guo X, Fu Z, et al. Noncooperative-game-theory-based driver-automation shared steering control considering driver steering behavior characteristics [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(17): 28465-28479.