

# 考虑人机信任匹配的人机协同控制策略

孙 剑<sup>1</sup>, 阳友康<sup>1</sup>, 岳李圣飒<sup>1</sup>, 韩嘉懿<sup>2</sup>, 王子衿<sup>3</sup>, 尹 恒<sup>1</sup>

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 吉林大学 汽车仿真与控制国家重点实验室, 长春 130025;

3. 中佛罗里达大学 土木、环境与建筑工程系, 奥兰多 32826)

**摘要:** 人机互信水平是影响人机协同系统表现的关键因素之一。提出了一种考虑人机信任匹配的主从博弈协同控制策略。建立评估驾驶员和机器相互信任程度的方法, 在此基础上根据人机信任匹配程度进行协同驾驶中的权重分配; 采用模型预测控制框架并结合主从博弈进行最优化解, 得出最优的协同控制策略; 通过驾驶人在环实验, 验证了所提出的协同控制策略的有效性。结果表明, 对于不同信任匹配程度的驾驶员, 所提出的策略使得驾驶人路径跟踪精度平均提高了 70.91%, 驾驶负担平均降低了 44.03%。所提出的策略能提升车辆的驾驶表现, 减轻驾驶人操作负担。

**关键词:** 人机协同控制; 人机信任匹配; 权重分配; 主从博弈  
**中图分类号:** U491.2 **文献标志码:** A

## Human-machine Cooperative Control Strategy Considering Human-machine Trust Matching

SUN Jian<sup>1</sup>, YANG Youkang<sup>1</sup>, YUE Lishengsa<sup>1</sup>, HAN Jiayi<sup>2</sup>, WANG Zijin<sup>3</sup>, YIN Heng<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin University, Changchun 130025, China; 3. Department of Civil, Environment and Construction Engineering, University of Central Florida, Orlando 32826, USA)

**Abstract:** The level of human-machine mutual trust is a key factor affecting the performance of human-machine cooperative systems. This paper presents a Stackelberg Game-based cooperative control strategy that considers human-machine trust matching. Firstly, a method was proposed for assessing the mutual trust level between drivers and machines. Based on this, the weight allocation in cooperative driving was performed according to the

level of human-machine trust matching. Subsequently, a model predictive control framework was adopted, and the optimal cooperative control strategy was obtained by combining the Stackelberg Game theory for optimization. Finally, driver-in-the-loop experiments were conducted to validate the proposed cooperative control strategy. Results demonstrate that, for drivers with different trust matching levels, the strategy can improve the precision of path tracking by 70.91%, and reduce the driving burden by 44.03%. The proposed strategy enhances the driving performance and reduces the driver workload.

**Keywords:** human-machine cooperative control; human-machine trust matching; weight allocation; Stackelberg Game

自动驾驶的出现减轻了驾驶人负担, 甚至能减小事故风险<sup>[1-2]</sup>。然而, 实现完全自动驾驶(L5级)还有很长的一段路要走。鉴于复杂的交通环境和法律问题, 车辆的控制仍无法完全离开驾驶人<sup>[3]</sup>。因此, 尽管自动驾驶技术发展迅速, 但是在未来一段时间内仍将处于人机共驾阶段。人机共驾的关键技术是人机协同驾驶技术, 驾驶权不是由一方完全掌握, 而是由车辆和驾驶人协同并综合两者的决策<sup>[4]</sup>。

在人机协同驾驶中, 驾驶权的实时分配策略决定车的行驶轨迹。Fang等<sup>[5]</sup>利用车辆状态数据中的跟踪误差表示驾驶人在不同驾驶条件下的路径跟随能力, 并以此决定驾驶权的分配, 驾驶人驾驶权重随着能力的提高而增加。Lü等<sup>[6]</sup>基于驾驶人的认知与肌肉因素, 确定驾驶权重的分配方案。Li等<sup>[7]</sup>通过判断驾驶人的意图实现驾驶权重的动态分配。Tran等<sup>[8]</sup>除了考虑人的意图之外, 还引入了对驾驶人疲

收稿日期: 2024-03-20

基金项目: 国家自然科学基金(52125208); 上海市软科学项目(23692123300)

第一作者: 孙 剑, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为交通流理论与交通仿真、自动驾驶与车路协同。

E-mail: sunjian@tongji.edu.cn

通信作者: 岳李圣飒, 助教, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为智能网联车人机交互与协同。

E-mail: 2014yuelishengsa@tongji.edu.cn



论文  
拓展  
介绍

劳度的分析,当驾驶人疲劳时适当减小驾驶人的驾驶权重。以上研究都是从驾驶人自身角度出发,通过探究驾驶人此时的状态与主观意愿得到令驾驶人感到舒适的方案,还有研究从车或环境的角度出发研究驾驶权的分配。刘俊等<sup>[9]</sup>建立了风险势场,根据当前行车风险调整驾驶权重,当行车风险较高时车的驾驶权重增加。Dai等<sup>[10]</sup>采用议价博弈,给出了协同驾驶系统的效用函数,通过求解系统的最大效用函数得出最优驾驶权重分配方案。

自动驾驶系统与驾驶人之间的相互信任程度影响人机共驾的水平。在人机共驾中,自动驾驶系统作为驾驶人的合作伙伴参与到整个系统控制中,信任的存在有助于建立良好的协作关系,提高系统的效率与驾驶安全性<sup>[11]</sup>。驾驶人能否恰当地依赖自动驾驶系统的控制决策是一个需要解决的核心问题,这本质上是一个人机信任问题<sup>[12-14]</sup>。当驾驶人对自动驾驶系统不信任时,驾驶人不接受自动驾驶系统的引导,若驾驶人操作错误可能对驾驶安全造成极大影响;当自动驾驶系统对驾驶人不信任时,自动驾驶系统会剥夺驾驶人操作权,驾驶人的正确意图得不到保障。Fang等<sup>[14]</sup>通过评估人机互信的程度并使用模糊规则建立驾驶权重的参考模型,基于互信程度实现驾驶权重的合理分配。

在人机协同驾驶中,驾驶人与自动驾驶系统均可独立完成驾驶任务,被视为2个独立的智能体,而博弈论是解决2个智能体协同控制问题的有效方法。Ji等<sup>[15]</sup>提出了一种基于随机博弈的协同控制框架,缓解了变道过程中的人机冲突,从而保证了系统的稳定性。Ma等<sup>[16]</sup>提出了一种基于纳什博弈策略的路径跟踪任务共享转向控制器,还设计了实时驾驶权调整算法以保证跟踪精度。Li等<sup>[17]</sup>在纳什博弈的框架下提出了一种基于椭圆驾驶安全场的动态控制权分配策略,以解决避障过程中的人机冲突。Na等<sup>[18-19]</sup>利用合作博弈和非合作博弈的概念,分别求解驾驶人与主动转向系统之间协同控制系统的纳什博弈均衡和主从博弈均衡。Yang等<sup>[20]</sup>提出了一种基于主从博弈的共享控制方案,描述了驾驶人与自动驾驶系统的交互,并与纳什均衡的结果进行对比。主从博弈模型是以驾驶人为主导的智能系统跟随,可减少人机冲突。在保证安全的前提下,主从博弈能够充分考虑驾驶人意图,满足人的主观需求<sup>[20]</sup>。

本文提出了一种考虑人机信任匹配的人机协同控制策略。根据人机信任匹配程度进行协同驾驶中的权重动态分配,在人机信任匹配程度低时优先保

障驾驶安全性。最后,通过驾驶人在环实验验证了所提策略下的驾驶表现,以减轻驾驶人操作负担。

## 1 基于人机信任匹配的主从博弈人机协同控制框架

构建了基于人机信任匹配的主从博弈协同控制框架,如图1所示。将驾驶人和智能控制系统视为2个智能体,2个智能体之间存在博弈关系:目标不一致时,通过博弈以小的代价尽量贴近各自的目标;目标一致时,在实现目标的前提下通过博弈尽量减小各自的付出。在信任匹配的基础上,通过主从博弈进行协同控制。驾驶人作为领导者率先做出决策,而智能控制系统作为从体,根据驾驶人的指令和环境感知信息做出响应。在博弈过程中,驾驶人和智能控制系统之间存在动态交互,最终目标是实现协同优化。当人机信任匹配程度高时,减少驾驶人操作负担;当人机信任匹配程度低时,为了保障驾驶安全性,在驾驶人能力弱时削弱驾驶人因能力不足而对驾驶表现造成的负面影响,在驾驶人能力强时减小智能控制系统对驾驶人驾驶意愿的干扰。

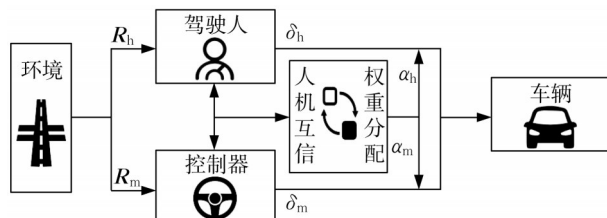


图1 基于人机信任匹配的主从博弈协同控制框架

Fig.1 Cooperative control framework based on human-machine trust matching in Stackelberg Game

## 2 转向控制与车辆动力学建模

基于广泛使用的二自由度车辆动力学模型,构建协同控制车辆转向的预测控制模型<sup>[9]</sup>,动力学原理如图2所示。记系统的状态变量为 $x=(y, v_y, \phi, \omega)$ ,其中, $y$ 为车辆横向位移, $v_y$ 为车辆横向速度, $\phi$ 为车辆航向角, $\omega$ 为车辆横摆角速度。在本文提出的协同控制框架下,驾驶人所控制的方向盘转角 $\delta_h$ 和模型预测控制器计算出的输入转角 $\delta_m$ 都不直接影响车辆运动,而是通过由驾驶权重分配策略计算得到的各自的权重系数进行加权求和,将求

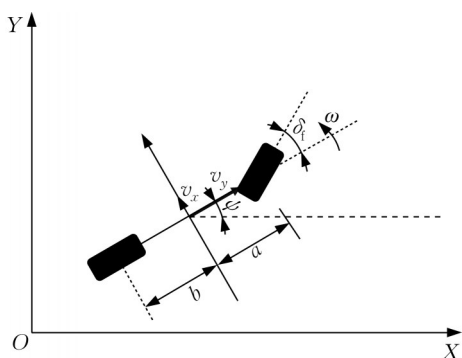


图2 二自由度车辆模型

Fig.2 Two-degree of freedom vehicle model

和结果作为最终输入转角传递到转向系统。设  $\alpha_h$  和  $\alpha_m$  分别为驾驶员和控制器被分配到的控制权重,加权结果为:  $\delta_f = \alpha_h \delta_h + \alpha_m \delta_m$ 。以车辆前轮转角  $\delta_f$  为输入、车辆横向位移  $y$  为输出,系统状态方程可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{x} = A_0 x + B_0 \delta_f = A_0 x + B_{h0} \delta_h + B_{m0} \delta_m \\ y = Cx \end{cases} \quad (1)$$

$$A_0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & v_y & 0 \\ 0 & \frac{C_f + C_r}{mv_x} & 0 & \frac{aC_f - bC_r}{mv_x} - v_x \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{aC_f - bC_r}{I_z v_x} & 0 & \frac{a^2 C_f + b^2 C_r}{I_z v_x} \end{bmatrix}$$

$$B_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{C_f}{I_{sw} m} \\ 0 \\ -\frac{aC_f}{I_{sw} I_z} \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}^T$$

$$B_{h0} = \alpha_h B_0, B_{m0} = \alpha_m B_0$$

式中:  $v_x$  为车辆纵向速度;  $C_f$  为车辆前轮侧偏刚度;  $C_r$  为车辆后轮侧偏刚度;  $m$  为车辆质量;  $a$  为车辆前轴中心到质心的距离;  $b$  为车辆后轴中心到质心的距离;  $I_z$  为车辆绕  $z$  轴的转动惯量;  $I_{sw}$  为方向盘的转动惯量。

基于零阶保持方法采用采样周期  $T_s$  将连续的车辆动力学及运动学系统离散化,得到以下离散状态模型:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + B_h \delta_h(k) + B_m \delta_m(k) \\ y(k) = Cx(k+1) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $x(k)$  为第  $k$  个采样时刻的状态向量;  $A$  为系统

离散化之后  $A_0$  对应的矩阵;  $B_h$ 、 $B_m$  分别为系统离散化之后  $B_{h0}$ 、 $B_{m0}$  所对应的矩阵;  $y(k)$  为第  $k$  个采样时刻车辆的横向位移。

### 3 人机互信程度计算与权重分配

本节介绍了驾驶员对机器与机器对驾驶员信任程度的计算方式,以此计算人机互信程度,并进行驾驶权重分配。

#### 3.1 驾驶员对机器的信任程度评估

驾驶员对机器的信任程度可以从驾驶员与机器转角冲突的大小上得到体现<sup>[12-13]</sup>。当驾驶员不信任机器时,驾驶员的转向意图就会与机器的转向意图不一致,人机转角冲突越大,驾驶员对机器的信任程度越低<sup>[14]</sup>。因此,可以利用人机转角冲突的大小来反映驾驶员对机器的信任程度。定义驾驶员对机器的信任程度为<sup>[21]</sup>:

$$H = \begin{cases} \frac{|\delta_h| + c_{ht}}{|\delta_m| + c_{ht}}, & |\delta_h| \geq |\delta_m| \\ \frac{|\delta_m| + c_{ht}}{|\delta_h| + c_{ht}}, & |\delta_h| < |\delta_m| \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $c_{ht}$  为减小冲突指标值波动的常数,  $c_{ht} = 1$ 。  $H$  的值越大,驾驶员对机器的信任程度越低。

#### 3.2 机器对驾驶员信任程度评估

驾驶员的实时驾驶能力是影响机器对驾驶员信任程度的重要因素。选择反映驾驶稳定性的指标  $F$  和驾驶安全性的指标  $T$  评估驾驶员的实时驾驶能力,计算式分别为<sup>[22]</sup>:

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\Delta \delta}{T_{i+1} - T_i} \quad (4)$$

$$T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\Delta S}{v_0 - v_1} \quad (5)$$

式中:  $F$  为方向盘转动速率;  $T$  为碰撞时间平均值;  $T_i$  为时间节点;  $\Delta \delta$  为  $T_i$  到  $T_{i+1}$  时刻方向盘转角的变化;  $n$  为采样个数;  $\Delta S$  为前车与主车之间的距离;  $v_0$  为主车速度;  $v_1$  为前车速度。  $F$  用于衡量驾驶员的车辆控制能力,  $F$  值越大,驾驶员的驾驶稳定性越差,驾驶能力越低<sup>[23]</sup>; 驾驶员的驾驶能力不足时,对碰撞时间的估计偏差较大,对驾驶安全造成很大威胁<sup>[24]</sup>。一些研究中较短的碰撞时间被认为是表征高风险驾驶的典型行为,  $T$  值越小,驾驶能力越低<sup>[25]</sup>。当  $v_0 - v_1 \geq 0$  且  $\Delta S / (v_0 - v_1) < 4$  s 时,认为指标  $T$  有效<sup>[22]</sup>。在此范围内,  $T$  越大意味着事故概率越小。

定义机器对驾驶人的信任程度为:

$$M = \begin{cases} \frac{4F}{T}, & 0 \leq T \leq 4 \text{ s} \\ F, & T > 4 \text{ s} \end{cases} \quad (6)$$

$M$ 的值越大,机器对驾驶人的信任程度越低。

### 3.3 人机信任匹配和驾驶权重分配

人机互信程度严重影响协同驾驶时的驾驶性能。对于线控转向车辆,驾驶权重的合理分配是提高人机协同性能的关键。因此,设计了基于人机信任匹配程度的驾驶权重分配策略。当驾驶人对机器信任程度高、机器对驾驶人信任程度也高时,人机信任匹配程度高,驾驶人与机器享有同等的权重。若人机信任匹配程度较低,则分为2种情况:当驾驶人对机器信任程度高、机器对驾驶人信任程度低时,机器享有更高的权重;当驾驶人对机器信任程度低、机器对驾驶人信任程度高时,驾驶人的权重大,按照驾驶人的意愿行驶。驾驶人对机器的信任程度和机器对驾驶人的信任程度都低时,人机信任不匹配,以驾驶的安全性为首要目标进行驾驶权重分配。基于以上规则,权重分配指标 $r$ 定义为<sup>[21]</sup>

$$r = \frac{H^{c_{11}}(1 - e^{-H})}{1 + c_{12}M} + \frac{c_{12}M(1 - e^{-M})}{1 + c_{12}M} \quad (7)$$

式中, $c_{11}$ 、 $c_{12}$ 为影响 $r$ 波动程度的常数, $c_{11}=0.5$ , $c_{12}=0.1$ 。 $r$ 随 $H$ 和 $M$ 的变化如图3所示。

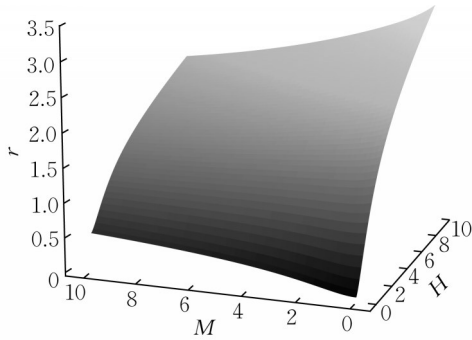


图3  $r$ 、 $H$ 和 $M$ 之间的关系

Fig.3 Relationship among  $r$ ,  $H$  and  $M$

当驾驶人对机器的信任程度高(低 $H$ )时,根据驾驶人的驾驶能力进行权重分配。当机器对驾驶人的信任程度低(高 $M$ )时,机器认为驾驶人能力较差,分配给驾驶人较低的权重;当机器对驾驶人的信任程度高(低 $M$ )时,驾驶人享有与机器相当的权重。

随着 $H$ 值的增大,驾驶人对机器信任程度降低。如果机器对驾驶人的信任程度高(低 $M$ ),就代表机器认同驾驶人的驾驶能力,驾驶人的驾驶权重大于

机器;如果机器对驾驶人的信任程度低(高 $M$ ),机器就保有一定的驾驶权重,使得机器通过影响车辆轨迹提醒驾驶人追寻自己的目标,若驾驶人接受机器的目标则冲突解决,但若驾驶人仍然通过保持较大的与机器不同的转角来对抗机器,导致高 $H$ ,则 $r$ 增加,控制权将转移给驾驶人。得到 $r$ 后,驾驶权重计算式为

$$\alpha_h = r\alpha_m \quad (8)$$

又因为 $\alpha_h + \alpha_m = 1$ ,可得 $\alpha_h = r/(1+r)$ , $\alpha_m = 1/(1+r)$ 。

## 4 模型预测控制与主从博弈最优化求解

基于模型预测控制框架,使用主从博弈实现最优求解,从而输出控制器的最优转角。

### 4.1 模型预测控制框架

以 $N_p$ 为预测时域,设 $N_q$ 为控制时域,有 $N_q \leq N_p$ ;设预测步长为 $P$ ,控制步长为 $Q$ 。结合2节的系统状态方程,通过连续迭代可得预测方程为:

$$Y(k) = \Phi x(k) + \Theta_h U_h(k) + \Theta_m U_m(k) \quad (9)$$

$$Y(k) = [y(k+1) \ y(k+2) \ \cdots \ y(k+P)]^T$$

$$U_h(k) = [\delta_h(k+1) \ \delta_h(k+2) \ \cdots \ \delta_h(k+Q)]^T$$

$$U_m(k) =$$

$$[\delta_m(k+1) \ \delta_m(k+2) \ \cdots \ \delta_m(k+Q)]^T$$

$$\Phi = [CA \ CA^2 \ \cdots \ CA^P]^T$$

$$\Theta_h = \begin{bmatrix} CB_h & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ CA^{P-1}B_h & \cdots & \sum_{i=0}^{P-Q} CA^i B_h \end{bmatrix}$$

$$\Theta_m = \begin{bmatrix} CB_m & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ CA^{P-1}B_m & \cdots & \sum_{i=0}^{P-Q} CA^i B_m \end{bmatrix}$$

假设驾驶人和共驾控制器的期望路径分别为:

$$R_h(k) =$$

$$[r_h(k+1) \ r_h(k+2) \ \cdots \ r_h(k+P)]^T \quad (10)$$

$$R_m(k) =$$

$$[r_m(k+1) \ r_m(k+2) \ \cdots \ r_m(k+P)]^T \quad (11)$$

为了以尽可能小的付出获得尽可能多的收益,即尽量提高对期望轨迹的跟踪精度,被控的输出轨迹与输入的参考轨迹之间的误差尽可能小,同时对应的驾驶人和机器的付出也尽量小,将驾驶人和共驾控制器的优化目标设为以下形式:

$$\begin{cases} \min J_h(k) = |\Gamma_{hq}(Y(k) - R_h(k))|^2 + |\Gamma_{hr}U_h(k)|^2 \\ \min J_m(k) = |\Gamma_{mq}(Y(k) - R_m(k))|^2 + |\Gamma_{mr}U_m(k)|^2 \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\Gamma_{hq}$ 、 $\Gamma_{hr}$ 、 $\Gamma_{mq}$ 、 $\Gamma_{mr}$  为权重因子;  $J_h(k)$ 、 $J_m(k)$  分别为驾驶员和控制器的目标函数。

#### 4.2 主从博弈求解

本研究使用主从博弈进行最优化求解。在主从博弈中, 驾驶人作为领导者根据期望路径先做出决策行为, 控制器作为跟随者观察驾驶人的行为后做出控制决策。因此, 可以通过逆向归纳法求主从博弈平衡解<sup>[20]</sup>。先得到控制器在驾驶人特定行为下的决策, 再求解驾驶人的最优控制行为, 最后得到控制器的实际最优决策。具体过程如下:

首先假设驾驶人行为已知, 对控制器的目标函数求导, 令其等于零, 得到

$$\begin{bmatrix} \Gamma_{mq}(\Theta_m U_m(k) - E_m) \\ \Gamma_{mr}U_m(k) \end{bmatrix} = 0 \quad (13)$$

式中,  $E_m = R_m(k) - \Phi x(k) - \Theta_h U_h(k)$ 。求解得到控制器在驾驶人特定行为下的最优决策, 则表达式为

$$U_m^*(k) = \left( \begin{bmatrix} \Gamma_{mq}\Theta_m \\ \Gamma_{mr} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Gamma_{mq} \\ 0 \end{bmatrix} \right) E_m = L_m E_m \quad (14)$$

式中,  $L_m = \left( \begin{bmatrix} \Gamma_{mq}\Theta_m \\ \Gamma_{mr} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Gamma_{mq} \\ 0 \end{bmatrix} \right)$ 。同样对驾驶人目标函数求导, 可得

$$\begin{bmatrix} \Gamma_{hq}(\Theta_h U_h(k) - E_h) \\ \Gamma_{hr}U_h(k) \end{bmatrix} = 0 \quad (15)$$

式中,  $E_h = R_h(k) - \Phi x(k) - \Theta_m U_m(k)$ 。将控制器在驾驶人行为下的最优决策代入, 解得驾驶人的最优决策为

$$U_h^*(k) = \left( \begin{bmatrix} \Gamma_{hq}(\Theta_h - \Theta_m L_m \Theta_h) \\ \Gamma_{hr} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Gamma_{hq} \\ 0 \end{bmatrix} \right) (R_h(k) - (\Phi - \Theta_m L_m \Phi)x(k) - \Theta_m L_m R_m(k)) \quad (16)$$

记  $L_H = \left( \begin{bmatrix} \Gamma_{hq}(\Theta_h - \Theta_m L_m \Theta_h) \\ \Gamma_{hr} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Gamma_{hq} \\ 0 \end{bmatrix} \right)$ ,  $\Phi_H = (\Phi - \Theta_m L_m \Phi)$ ,  $\Theta_M = \Theta_m L_m$ , 有:

$$U_h^*(k) = L_H (R_h(k) - \Phi_H x(k) - \Theta_M R_m(k)) \quad (17)$$

再将其代入控制器在驾驶人行为下的最优决策(14)中, 可以解出控制器的最优控制决策为

$$U_m^*(k) = L_m ((1 + \Theta_h \Theta_M) R_m(k) - (\Phi -$$

$$\Theta_h \Phi_H)x(k) - \Theta_h L_H R_h(k)) \quad (18)$$

取式(18)第1项为控制器下一步的输入角度  $\delta_m$ , 并与驾驶人实时的输入转角  $\delta_h$  依据实时分配的权重进行加权融合, 得到车辆实际前轮转角  $\delta_f = \alpha_h \delta_h + \alpha_m \delta_m$ 。

## 5 测试与验证

为了检验本文提出的基于人机信任匹配的人机协同控制策略的实际性能, 采用驾驶人在环模拟驾驶形式开展实验验证, 如图4所示。驾驶人在环平台由视觉道路环境、控制主机以及实时模拟器组成。实验场景由 Roadrunner 搭建并导入 Carla 仿真软件中, 为驾驶人提供可视化信息。车辆仿真参数设置如表1所示<sup>[9]</sup>。



图4 驾驶人在环测试

Fig.4 Driver-in-the-loop test

表1 车辆仿真参数

Tab.1 Vehicle simulation parameters

参数名称	单位	参数值
$I_z$	$\text{kg}\cdot\text{m}^2$	1 524.5
$I_{sw}$	$\text{kg}\cdot\text{m}^2$	15.8
$a$	m	1.045
$b$	m	1.855
$C_f$	$\text{N}\cdot\text{rad}^{-1}$	33 000
$C_r$	$\text{N}\cdot\text{rad}^{-1}$	33 000
$m$	kg	1 400
$N_p$	s	2
$N_q$	s	2
$P$	1	50
$Q$	1	50

驾驶人在环测试平台人机交互的主要硬件输入接口包括方向盘、制动和油门踏板。视觉交互界面通过显示屏将车辆实际行驶工况呈现给驾驶人, 驾驶人接收到反馈信息后实时控制车辆行驶。平台的

输入接口将驾驶人控制信息传回主机,控制器的输出转角由预测+控制滚动优化模型实时计算,通过主机中的人机互信评估和权限分配策略为双方提供真实的权限,两者加权融合后实现对仿真车辆的共同控制,完成人机共驾。

较高速度下超车是一种典型场景,该场景对驾驶人的驾驶能力有一定要求,当驾驶人想超越前车时,人机操作不完全一致,很容易导致人机信任不匹配。在此场景下,驾驶人和控制器的参考轨迹一致,驾驶人与

控制器博弈结果为:在提升对参考轨迹跟踪精度的同时,尽量减小各自付出的努力,也就是各自的输出转角。如何获取参考轨迹不在本文研究范围内。

选取3名测试人员参与验证协同控制策略的超车测试,对基于信任匹配策略的有效性进行分析,将实验中主车速设定为 $70\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ ,主车前方有一障碍车,障碍车用黑色矩形表示,车速为 $40\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ ;场景包括3段直行路段和2段变道路段。3位驾驶人测试结果如图5~7所示。

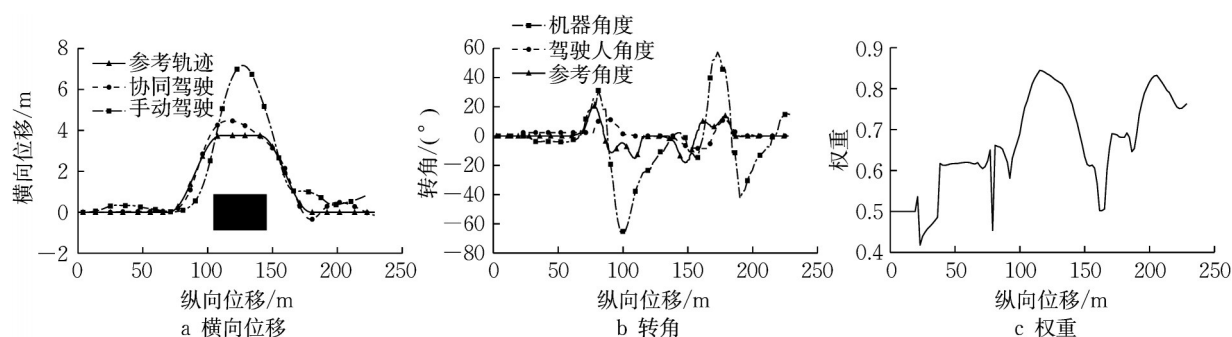


图5 驾驶人1测试结果

Fig.5 Test results of driver 1

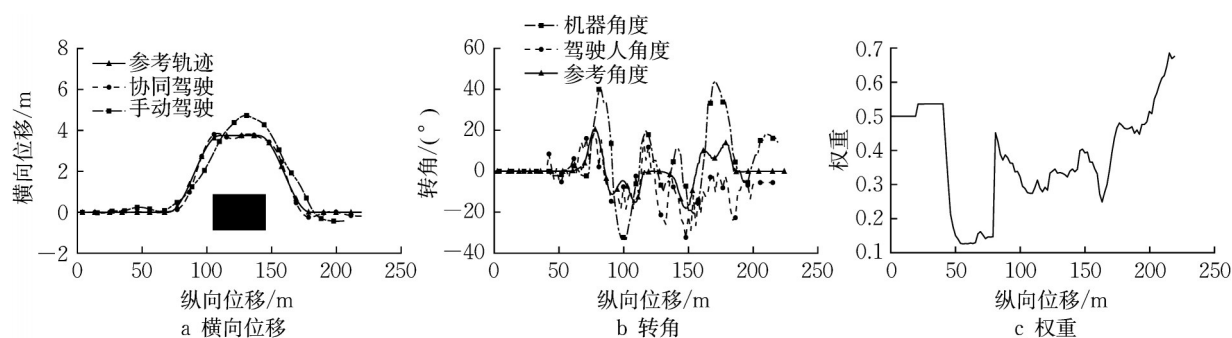


图6 驾驶人2测试结果

Fig.6 Test results of driver 2

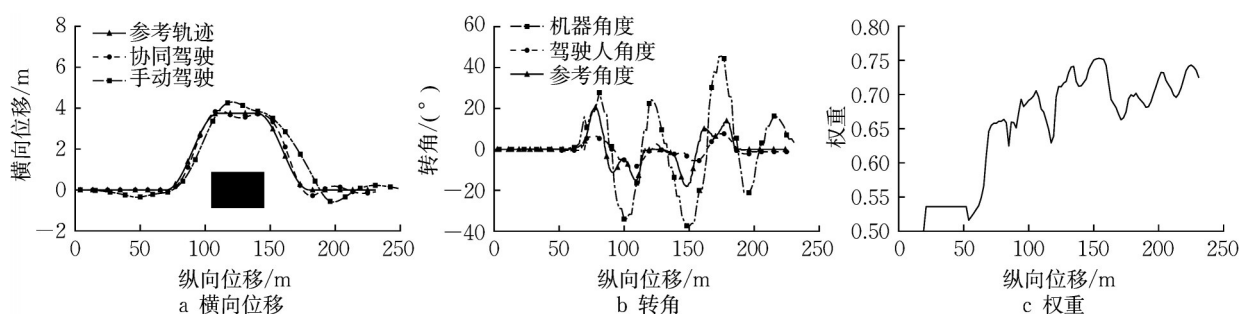


图7 驾驶人3测试结果

Fig.7 Test results of driver 3

选取的3位驾驶人中,驾驶人1碰撞时间较小,驾驶安全性较差,驾驶人2对车辆控制的稳定性不足,驾驶人3拥有相对较好的驾驶表现。驾驶人1与

驾驶人2的人机信任匹配程度较低,驾驶人3的人机信任匹配程度相对较高。

驾驶人1在手动驾驶时由于没有把控好与前车

之间的距离,在超车开始时与前车距离过小,导致横向偏移过大,驾驶轨迹与参考轨迹偏差很大;在协同驾驶时,由图5b看见,驾驶人1转动方向盘同样过晚,但在驾驶人转动方向盘之前机器正确转向弥补了驾驶人转动方向盘太晚这一错误操作。当驾驶人开始转动方向盘时,机器判定驾驶人能力较差,驾驶人权重下降,削弱了驾驶人错误操作对驾驶表现的影响,因此在协同驾驶时驾驶轨迹与理想轨迹的贴合程度相对较好。在超车完成后,驾驶安全性有所提高,机器对驾驶人的信任程度提高,驾驶人1被分配到的权重增加,机器对驾驶人驾驶意愿的干扰减小。第1段变道路段结束后,进入第2段直行路段,驾驶人和机器输出转角都减小,两者转角接近,人机冲突减小,驾驶人对机器的信任程度增大,机器的驾驶权重有所增大;之后阶段亦然。

由图6可见,驾驶人2对方向盘的控制很不稳定,因此在协同驾驶时机器对驾驶人的信任程度一直较低,驾驶人2被分配到的权重维持在低水平。在变道超车一段时间后超越了前车,驾驶安全性得以提升,机器对驾驶人的信任程度增加,驾驶人2被分配到的驾驶权重有所提升。然而,由于驾驶人2对方向盘控制的稳定性差,驾驶能力低,因此驾驶权重仍保持在较低水平,减小驾驶人能力不足对车辆行驶表现的影响,直至超车结束后重新回到直线路段,驾驶人输出转角稳定后被分配到的驾驶权重才逐渐上升,车辆随驾驶人的意愿行驶。

驾驶人3是驾驶表现最好的驾驶人。单独驾驶时驾驶轨迹比较贴合理想的参考轨迹,协同驾驶时驾驶人3的输出转角也和理想的转角较为贴合,机器对驾驶人的信任程度高,因此驾驶人3在换道开始后,被分配到的驾驶权重先稳步上升,之后一直保持在一个较高水平。车辆行驶轨迹一直与驾驶人的驾驶意愿一致,同时驾驶人输出转角的绝对值始终小于参考转角的绝对值,驾驶人的驾驶负担得到了有效降低。

为了进一步验证基于人机信任匹配的人机协同控制策略性能,使用2个指标来评价人机协同系统。路径跟踪指标为实际轨迹与参考轨迹之间的均方根误差,计算式为

$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{((L_T(x_i) - L_R(x_i))^2)} \quad (19)$$

式中: $L_T(x_i)$ 、 $L_R(x_i)$ 分别为纵向位置 $x_i$ 时车辆的横向位置和参考轨迹的横向位置。

此外,还采用了驾驶人负担评价指标,即驾驶人

输出的前轮转角平均标准差。截取换道过程数据并按照1s的间隔进行分割,然后分别计算分割得到的驾驶人输出的转角数据标准差,最后求均值。该指标表征了驾驶人在换道过程中调整转向的频繁程度,能一定程度上反映驾驶人的负担<sup>[9]</sup>,计算式为

$$\sigma = \frac{1}{j} \sqrt{\frac{1}{j_s} \sum_{i=1}^{j_s} (\delta_i - \delta_{m,s})^2} \quad (20)$$

式中: $j$ 为截取的换道数据段数; $j_s$ 为第 $s$ 段的数据点个数; $\delta_{m,s}$ 为第 $s$ 段驾驶人转角数据的均值。

依据这2个指标得到的手动驾驶和人机协同驾驶2种情况的结果,如图8所示。

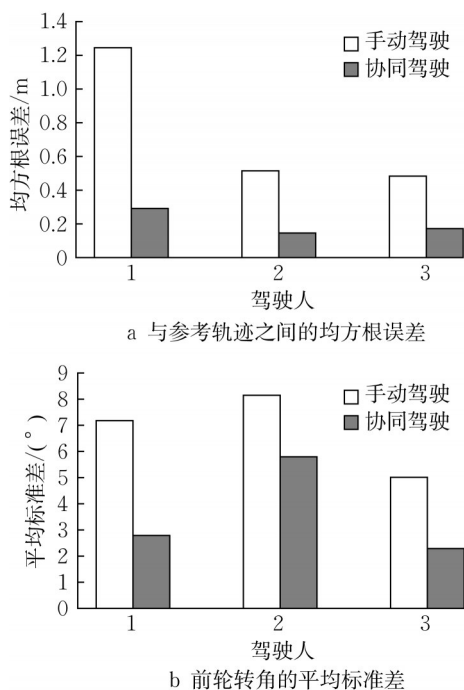


图8 评价测试结果

Fig.8 Evaluation test results

可以看出,相比于手动驾驶,协同驾驶无论是路径跟踪精度还是驾驶人负担都得到改善,路径跟踪的精度平均提高了70.91%,驾驶负担平均降低了44.03%。由以上实验结果可以得出,所提出的人机协同控制策略在人机信任不匹配时能发挥很好的作用。

## 6 结语

本文提出了一种考虑人机信任匹配的人机协同控制策略。该策略以人机冲突评估驾驶人对机器的信任程度,以驾驶能力评估机器对驾驶人的信任程度,并以此得出人机信任匹配程度。针对驾驶权重

配问题,考虑人机相互信任水平,提出了基于人机信任匹配程度的驾驶权重分配方案,该分配方案在人机信任匹配程度低时发挥了很好的作用。当驾驶人能力较强但人机冲突较高、驾驶人对机器信任程度低时保障驾驶人的驾驶权,减小机器对驾驶人驾驶意愿的干扰;当驾驶人能力不足、机器对驾驶人信任程度低时,机器及时介入,提高驾驶表现。针对控制策略求解,采用主从博弈最优化求解的预测控制滚动优化模型,得到最优的人机协同控制策略,实现了有效的人机协同。通过驾驶人在环实验,验证了策略的有效性。结果表明,对于不同信任匹配程度的驾驶人,所提出的策略使得驾驶人路径跟踪精度平均提高了70.91%,驾驶负担降低了44.03%。未来在人机互信评价中考虑驾驶人的不确定性,如驾驶人个性化特征和对机器的初始信任程度,以实现更加准确的协同控制方案。

#### 作者贡献声明:

孙 剑:技术指导,论文完善。

阳友康:实验实施,论文撰写。

岳李圣颀:提供研究思路,技术指导,论文完善。

韩嘉懿:提供研究思路,论文完善。

王子衿:协助仿真实验,技术指导。

尹 恒:文献整理,论文撰写。

#### 参考文献:

- [1] TANG F, GAO F, WANG Z. Driving capability-based transition strategy for cooperative driving: from manual to automatic[J]. IEEE Access, 2020, 8: 139013.
- [2] GAO F, HE B, HE Y. Detection of driving capability degradation for human-machine cooperative driving [J]. Sensors, 2020, 20(7): 1968.
- [3] WU J, KONG Q, YANG K, *et al.* Research on the steering torque control for intelligent vehicles co-driving with the penalty factor of human-machine intervention [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023, 53(1): 59.
- [4] XING Y, LV C, CAO D, *et al.* Toward human-vehicle collaboration: review and perspectives on human-centered collaborative automated driving [J]. Transportation Research, Part C: Emerging Technologies, 2021, 128: 103199.
- [5] FANG Z, WANG J, WANG Z, *et al.* A human-machine shared control framework considering time-varying driver characteristics[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(7): 3826.
- [6] LÜ C, WANG H, CAO D, *et al.* A novel control framework of haptic take-over system for automated vehicles [C]// Proceedings of the 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE, 2018: 1596-1601.
- [7] LI R, LI Y, LI S E, *et al.* Driver-automation indirect shared control of highly automated vehicles with intention-aware authority transition [C]// Proceedings of the 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE, 2017: 26-32.
- [8] TRAN D, DU J, SHENG W, *et al.* A human-vehicle collaborative driving framework for driver assistance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(9): 3470.
- [9] 刘俊, 时婉晴, 郭洪艳, 等. 一种驾驶权动态调整的人机主从博弈共驾方法[J]. 中国公路学报, 2022, 35(3): 127.  
LIU Jun, SHI Wanqing, GUO Hongyan, *et al.* Stackelberg Game based driver-automation cooperative steering control with dynamic driving authority [J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(3): 127.
- [10] 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.
- [11] ABE G, SATO K, ITOH M. Driver trust in automated driving systems: the case of overtaking and passing[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2018, 48(1): 85.
- [12] ITOH M, PACAUX-LEMOINE M P. Trust view from the human-machine cooperation framework [C]// Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Piscataway: IEEE, 2018: 3213-3218.
- [13] LU Y, LIANG J, YIN G, *et al.* A shared control design for steering assistance system considering driver behaviors [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(1): 90.
- [14] FANG Z, WANG J, LIANG J, *et al.* Authority allocation strategy for shared steering control considering human-machine mutual trust level [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(1): 2002.
- [15] JI X, YANG K, NA X, *et al.* Shared steering torque control for lane change assistance: a stochastic game-theoretic approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(4): 3093.
- [16] MA B, LIU Y, NA X, *et al.* A shared steering controller design based on steer-by-wire system considering human-machine goal consistency [J]. Journal of the Franklin Institute, 2019, 356(8): 4397.
- [17] LI M, SONG X, CAO H, *et al.* Shared control with a novel dynamic authority allocation strategy based on game theory and driving safety field [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 124: 199.
- [18] NA X, COLE D J. Linear quadratic game and non-cooperative predictive methods for potential application to modelling driver: AFS interactive steering control [J]. Vehicle System Dynamics, 2013, 51(2): 165.
- [19] NA X, COLE D J. Application of open-loop Stackelberg

(下转第855页)