文章编号:1674-2974(2025)06-0044-15 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2025175

共驾型车辆换道的横向控制权分配策略

万金涛[1],刘宏飞[1†],郭宇鑫[1],许淼[2]
(1. 吉林大学 交通学院, 吉林 长春 130022;
2. 江苏大学 汽车与交通工程学院,江苏 镇江 212013)

摘 要:在驾驶员与智能系统并行协同进行换道控制的过程中,频繁或大幅度变化人机间的控制权重可能导致人机冲突和驾驶不适感.为了解决这些问题,提出一种结合预先分配和实时分配的横向人机驾驶权重分配策略,旨在实现车辆控制权的合理分配.该策略包括构建包含横向预瞄误差及横向加速度双决策函数的单点预瞄驾驶员模型以表征驾驶员的驾驶风格特性;构建模型预测控制(model predictive control, MPC)器作为共驾控制系统,并以五次多项式为基础设计车辆换道轨迹;设计包含风格系数、预瞄时间以及路面附着系数的驾驶权预先分配方法,同时以风险度、人机冲突量设计权重的实时分配准则,并引入调整量以防止权重频繁变化.联合仿真结果表明:人机意图一致时,该策略明显减轻了驾驶员负担;行车风险较高时,驾驶权重向系统转移,使其能适时介入,保障行车安全;当人机意图出现分歧,且驾驶风险较低而人机冲突较大时,确保控制权以定值向驾驶员转移,使车辆能够遵循驾驶员的意图行驶,同时整体控制效果优于定权重控制策略.驾驶员在环平台测试结果表明,当驾驶员适应控制系统的适量介入时,该策略可为不同风格的驾驶员提供个性化的换道辅助.

关键词:无人驾驶车辆;预瞄驾驶员;风险评估;模型预测控制;驾驶权分配;人机冲突
中图分类号:U491 **文献标志码**:A

A Lateral Control Authority Allocation Strategy for Lane-changing Behavior for Co-driving Vehicles

WAN Jintao[1], LIU Hongfei[1†], GUO Yuxin[1], XU Miao[2]
(1. Transportation College, Jilin University, Changchun 130022, China;
2. School of Automotive and Traffic Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: In the context of parallel collaborative lane-changing control for drivers and intelligent systems, issues such as human-machine conflicts and driving discomfort arise due to frequent or substantial changes in the control authority allocation between humans and machines. To solve these problems, this paper proposes a lateral human-machine driving weight allocation strategy that combines pre-allocation with real-time allocation to achieve a reasonable distribution of vehicle control. Initially, to characterize the driving style of the driver, a single-point preview driver model is constructed, which includes decision functions for lateral preview error and lateral acceleration. Concurrently, a model predictive controller (MPC) is established as a co-driving control system, and

* **收稿日期**:2024-03-29
基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFB4300300), National Key R&D Program of China(2022YFB4300300)
作者简介:万金涛(1997—),男,黑龙江七台河人,吉林大学博士研究生
† 通信联系人,E-mail:hongfeiliu@jlu.edu.cn

a vehicle lane-changing trajectory is designed based on a quintic polynomial. Subsequently, a pre-allocation method for driving rights is designed, incorporating style coefficients, preview time, and road adhesion coefficients. Criteria for real-time allocation of weights are designed based on risk level and human-machine conflict measures, with adjustments introduced to prevent frequent changes in weights. Joint simulation results indicate that when human-machine intentions are aligned, this strategy significantly reduces the driver's burden. When driving risk is high, control weights shift towards the system, allowing timely intervention to ensure traffic safety. When human-machine intentions are inconsistent, and driving risk is low but human-machine conflict is high, it is sure that control is transferred to the driver at a fixed value, allowing the vehicle to operate according to the driver's intent, and the overall control effect is superior to fixed-weight control strategies. Driver-in-the-loop platform tests show that when drivers adapt to moderate intervention by the control system, this strategy can provide personalized lane-changing assistance for drivers of different styles.

Key words: autonomous vehicles; preview driver; risk assessment; model predictive control (MPC); driving authority allocation; human-machine conflict

自21世纪起,以智能车辆为平台的无人驾驶技术承载着“零事故、零伤亡”的美好愿景.然而,由于厂商间通信技术的差异、法律法规的不完善以及社会伦理的限制,驾驶员作为车辆控制的主体在未来很长一段时间内仍将是一个不争的事实.与此同时,人机共驾技术因能够实现从有人驾驶到无人驾驶的有效过渡,得到了广泛的关注和研究[1].人机共驾中,驾驶员与控制系统同为控制主体,共享车辆控制权并协同完成车辆驾驶任务.以车辆横向控制为核心,人机共驾技术涵盖了驾驶员模型、横向控制系统模型以及控制权分配策略等多个方面.

驾驶员模型用于表征驾驶员的行为特征,从经典控制理论出发,包含远近两点视角模型[2]、神经肌肉模型[3]、预瞄驾驶员模型等.深度学习算法中的神经网络模型、隐马尔可夫模型[4]等也被尝试用于构建个性化的驾驶员模型.张琦等[5]提出了一种遗传算法优化的BP神经网络横向驾驶员模型,可以解决原有模型收敛速度慢、易陷入局部最优的问题.学者们多将上述模型进行改进及融合,使得驾驶员模型更加拟人化[6],然而,现有的模型尚未全面考虑驾驶员的神经系统反应、驾驶操作的滞后性,以及期望控制量与实际输出量之间的误差修正等关键因素,对驾驶特性的研究尚不够深入.

横向控制系统模型主要基于车辆横向控制算法来实现,例如模型预测控制(model predictive control, MPC)、线性二次调节器(linear quadratic regulator, LQR)[7]等,其中,MPC方法较为系统地考虑了车辆动力学等约束条件,并构建多目标函数进行滚动优化求解,最终实现车辆轨迹的有效跟踪[8-9],被广泛应用于人机共驾策略设计中.刘瑞等[10]提出了一种基于非合作MPC的人机共驾策略,该方法通过迭代方法求解纳什均衡解,更新置信度矩阵实现控制权交接.Dai等[11]提出了基于MPC的拟人化人机共驾横向协同控制策略,将线性参数变化模型与MPC相结合,以实现驾驶员与系统的输入交互.

人机共驾系统设计可根据交互方式分为触觉交互式[12-13]与输入修正式[14]两大类.触觉交互式适用于传统机械式转向系统,通常在转向盘上叠加一个输入力矩,驾驶员可接收该力矩的反馈效果;输入修正式适用于线控转向及主动转向系统,该方式使得驾驶员指令与控制动作解耦,保证人机同时在环,根据控制系统介入程度可分为串联式与并联式.串联式控制系统接收驾驶员的输入信号,对其进行修正或补偿,系统介入程度较低[15];并联式中,驾驶员和控制系统各自操作,以相应权重作用于车辆.本文重点对并联式人机共驾策略进行研究.

在并联式人机共驾策略中,确保驾驶员与控制系统这两个控制主体之间的权重得到合理分配,是实现车辆安全性和驾驶舒适性等驾驶目标的关键.在早期研究中,学者们通常将驾驶员及控制系统的各自权重设为定值,如Li等[16]将人机共驾中人机控制权重分别设定为0.7和0.3,IWANO等[17]将驾驶员权重设置为0.5.该控制策略未考虑驾驶员对控制系统的个性化接受程度,未能实现定制化的辅助功

能.之后,学者们考虑根据行车风险要素或驾驶员要素[18]来调节车辆控制权.刘思晗[19]构建了行车风险场进行交通安全态势评估,将评估结果作为控制权分配策略的依据.吴超仲等[20]提出了一种基于间接共享控制的车辆接管控制方法,该方法根据横纵向的行车风险分配控制权,然而,该策略存在控制权重由1骤降至一个较小值的情况,变化幅度较大.周晓宇[21]建立了基于驾驶能力补偿的人机协同转向控制策略,可针对不同驾驶能力的驾驶员提供相应的驾驶辅助.这些策略主要侧重于驾驶员能力和行车安全的权重分配,但未能充分考虑驾驶员与外界环境之间的相互作用,因此在应对驾驶员状态不佳且行车风险较高的紧急情况时,效果并不理想.

目前,综合考虑驾驶员状态、车辆状态以及外界环境等多个因素,实现控制权的实时调节,已经成为人机共驾控制领域的热门话题.刘俊等[22]提出了考虑轨迹跟踪精度和驾驶员负荷的驾驶权重分配方案,并基于模糊推理方法实现控制权的柔性分配.Liu等[23]提出了一种人机协同转向控制框架,控制权的分配考虑了道路边界及车辆稳定性边界条件,并权衡驾驶员操作及行车风险.这些研究在人-车-路综合判定后进行权重分配,安全性得以保证,但是人机共驾控制权分配仍存在亟须解决的问题.一方面,现有研究较少考虑驾驶员风格差异化在权重分配中的作用,没有有效地实现驾驶员的个性化辅助;另一方面,在权重分配中,权值往往频繁变化或变化幅度较大,导致驾驶员操作与路感反馈之间存在严重的不匹配,这不仅会引起驾驶不适感和不信任感,而且容易引发人机冲突[24],不利于行车安全.

鉴于上述情况,本文首先构建了一个考虑驾驶风格的单点预瞄驾驶员模型和横向模型预测控制器,作为车辆的两个主要控制实体;接着,提出了一种结合预先分配和基于行车风险、人机冲突的实时分配的驾驶控制权分配策略,旨在实现控制权的合理分配;最后,通过联合仿真平台模拟了驾驶员及控制系统意图一致及不一致的测试工况,以验证本文提出的控制权分配策略在不同风格驾驶员中的有效性,并通过驾驶员在环平台测试进行进一步的验证.本研究关键部分的模型结构图如图1所示.

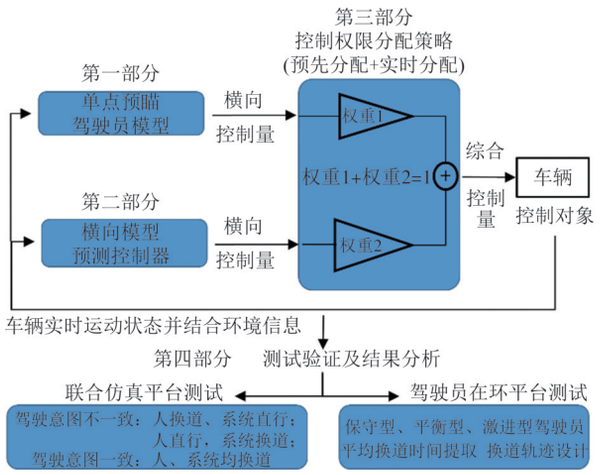


图1 模型结构图

Fig.1 Model structure diagram

1 单点预瞄驾驶员模型

1.1 横向驾驶特性分析

在车辆横向运动控制领域,预瞄驾驶员模型展现了若干关键特性:当车辆行驶时,驾驶员力求最小化当前行驶轨迹与期望路径之间的偏差,并基于此偏差值来确定横向控制量.不同驾驶风格的驾驶员通常会展现出不同的决策行为,而且在感知阶段或操作阶段的延迟特性也会对驾驶员的决策结果造成影响.

1.2 单点预瞄驾驶员模型构建

基于上述特性分析,对现有的预瞄驾驶员模型进行优化与改进,可归纳为以下两点:

1)引入横向预瞄误差和横向加速度双决策函数,构建驾驶风格系数,用于表征不同驾驶员的驾驶风格特性;

2)引入感知阶段的神经滞后及操作阶段的动作滞后时间,基于横向加速度误差值对决策出的前轮转角进行在线修正.

假设车辆在横向做匀加速运动,当前时刻驾驶员模型以一个理想的期望横向加速度a_y^*,以期经过时间T后达到期望横向位移,如图2所示,即:

$$Y(t+T)=Y(t)+v_yT+\frac{1}{2}a_y^*T^2 \tag{1}$$

式中:T为预瞄时间,取T为1 s;$Y(t)$与v_y分别为当前时刻t的车辆横向位移与横向速度,$Y(t+T)$为$t+T$时刻的横向位移.图2中,$f(t)$为期望路径,若车辆在$t+T$时刻到达期望路径,即$Y(t+T)=f(t+T)$,可得期望横向加速度的值为:

$$a_y^*=\frac{2}{T^2}\left(f(t+T)-Y(t)-v_yT\right)=\frac{2}{T^2}e \tag{2}$$

式中:e为实时的横向预瞄误差.式(2)通过实时的横向预瞄误差e与理想比例系数$\frac{2}{T^2}$相乘得到期望横向

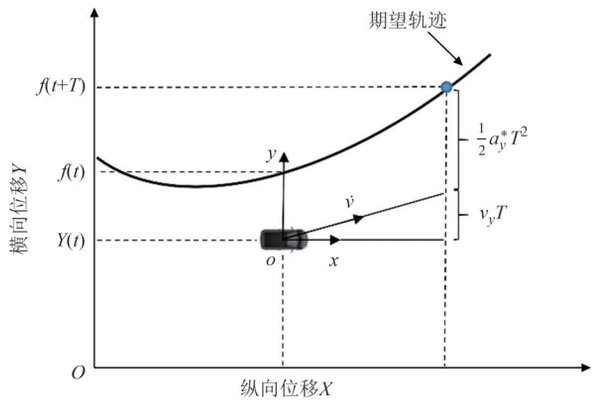


图 2　预瞄驾驶员模型

Fig.2　Preview driver model

加速度. 而实际上, 不同类型的驾驶员可能表现出不同的横向决策特性,同一驾驶员在面对不同运行工况时也会采取不同的策略.例如,较为激进的驾驶员可能选取较大的横向加速度以保证横向跟踪效果, 降低横向误差;较为保守的驾驶员可能选取较小的横向加速度以保证车辆运行安全;路面条件变差(如路面摩擦系数变小)时,驾驶员可能会适当降低横向加速度来保证安全.因此,本研究将驾驶员的横向决策特性定义为横向预瞄误差和横向加速度的双决策函数,其中横向预瞄误差子函数L_e与横向加速度子函数L_a定义如下:

$$\begin{cases} L_e = f(t+T) - Y(t) - v_yT - \dfrac{1}{2}a_y^*T^2 \\ L_a = a_y^* \end{cases} \tag{3}$$

同时引入权重系数α及β, 用以表示驾驶员的驾驶风格特性, 最终得到双决策的单点预瞄驾驶员模型, 建立的综合决策函数L_s如下:

$$L_s = \alpha\left(\frac{L_e}{\bar{e}_y}\right)^2 + \beta\left(\frac{L_a}{\bar{a}_y}\right)^2 \tag{4}$$

式中:$\bar{e}_y$,$\bar{a}_y$分别为横向预瞄偏差标准值及横向加速度标准值.驾驶员正常行驶时,为保证轮胎始终在线性区内,汽车横向加速度不超过0.4g,g为重力加速度;定义标准车道宽度W=3.75 m;为保证车辆在车道内行驶,考虑一般家用小轿车的宽度为1.6~2.0 m,则车辆横向预瞄偏差不得超过1 m,选取$\bar{e}_y$=1 m,$\bar{a}_y$=2.25 m/s^2.

将式(3)代入式(4)中, 两边同时对a_y^*求偏导数,得到可表征驾驶员驾驶特性的期望横向加速度a_y^*,表达式如下:

$$a_y^* = \frac{2\alpha eT^2\bar{a}_y^{\,2}}{\alpha T^4\bar{a}_y^{\,2} + 4\beta\bar{e}_y^{\,2}} = \frac{2(a/\beta)T^2\bar{a}_y^{\,2}}{(a/\beta)T^4\bar{a}_y^{\,2} + 4\bar{e}_y^{\,2}}e \tag{5}$$

由式(5)可知,驾驶员模型的最优横向加速度不仅与预瞄时间T有关,也与α/β有关,因此将α/β定义为驾驶风格系数.选取e=1.875 m,T的范围为1~1.5 s,参考文献[25]并依据式(5)求得的横向加速度选取α/β的值.为方便计算, 最终选取α/β的值为1~9的正整数, 得到车辆期望横向加速度与预瞄时间的关系曲线如图3所示.

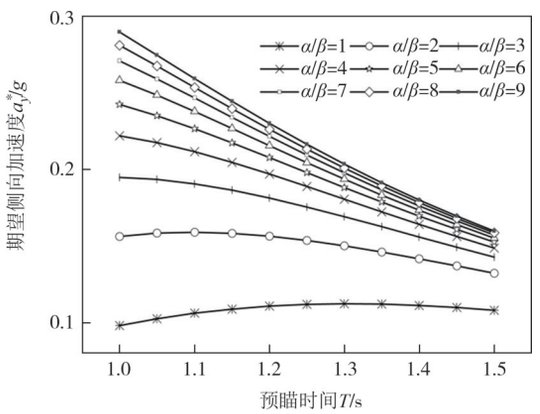


图 3　期望横向加速度和预瞄时间的关系曲线图

Fig.3　Expected lateral acceleration and preview time relationship curve chart

由图3可以看出,在同一预瞄时间下, 期望横向加速度随着α/β的增大而增大;而在相同驾驶风格系数α/β的情况下,当$\alpha/\beta\geq3$时,期望横向加速度随着预瞄时间的增加近似等比例减小,而当α/β=1或者2时,期望横向加速度并未随着预瞄时间有明显的变化,曲线较为平稳,此时驾驶员在不同工况下都采取较为稳定且谨慎的驾驶行为.因此激进型驾驶员对应较大的α/β,保守型驾驶员可以取较小的α/β.最终驾驶风格系数的对应取值为:保守型驾驶员为[1,2,3],平衡型驾驶员为[4,5,6],激进型驾驶员为[7,8,9].并将期望横向加速度转化为期望转向盘转角:

$$\delta_{sw}^* = \frac{a_y^*}{K_{ay}} = \frac{I_sL(1+Kv_x^2)}{v_x^2}a_y^* \tag{6}$$

式中:δ_{sw}^*为期望的转向盘转角;K_{ay}为轮胎工作在线性区内转向盘转角的稳态增益值;v_x为汽车纵向车速;L为汽车的轴距;I_s为转向盘转角到车轮转角的转向系角传动比;K为汽车的稳定性因数, 选取K=0.000 54 s^2/m^2.

将预瞄驾驶员的滞后特性归纳为感知阶段的神经滞后及操作阶段的动作滞后.其中,神经滞后是指驾驶员对车辆及环境信息的感知过程,动作滞后是

指驾驶员对车辆操纵上的延时,用传递函数$G_1(s)$和$G_2(s)$表达上述两个滞后环节:

$$G_1(s)=\mathrm{e}^{-t_n s},\ G_2(s)=\frac{1}{t_m s+1} \tag{7}$$

式中:t_n为神经反应滞后时间,取值通常为0.2~0.6 s,选取t_n=0.2 s;s为拉普拉斯变换算子;t_m为动作滞后时间,通常为0.05~0.2 s,选取t_m=0.05 s.由于驾驶员在操作动作上的滞后及车辆运行工况变化等因素,决策得到的横向加速度a_y与期望横向加速度值a_y^*之间有一个较小的偏差,因此基于横向加速度误差值对驾驶员决策出的转角进行在线修正,修正量定义为$\Delta\delta_{sw}$,具体表达式如下:

$$\Delta\delta_{sw}=G\cdot G_2(s)\cdot(a_y^*-a_y)=G\frac{a_y^*-a_y}{1+t_m s} \tag{8}$$

式中:a_y为实时的车辆横向加速度;G为转角增量比例系数,取G=0.05.最终得到角度值的期望前轮转角δ_{fd}表达式为

$$\delta_{fd}=\frac{180}{\pi I_s}\left(G_1(s)\cdot G_2(s)\cdot\delta_{sw}^*+\Delta\delta_{sw}\right) \tag{9}$$

2 车辆模型预测控制器设计

2.1 车辆三自由度动力学模型

假设车辆在纵向上保持匀速行驶,选取包含纵向运动、横向运动与横摆运动的车辆三自由度动力学模型作为模型预测控制器的预测模型,如图4所示,模型规定轮胎工作在线性区,前轮转角较小.在车辆坐标系xoy下,将车辆假设为只有前后两轮的单轨模型,其动力学模型的表达式如下:

$$\begin{cases} m\dot{v}_x=mv_y\dot{\varphi}+2F_{xf}+2F_{xr}\\ m\dot{v}_y=-mv_x\dot{\varphi}+2F_{yf}+2F_{yr}\\ I_z\ddot{\varphi}=2l_fF_{yf}-2l_rF_{yr}\end{cases} \tag{10}$$

式中:I_z为车辆绕z轴的转动惯量;$\dot{v}_x$、$\dot{v}_y$分别为车辆在纵向及横向上的加速度;$\ddot{\varphi}$为车辆横摆角的二阶导

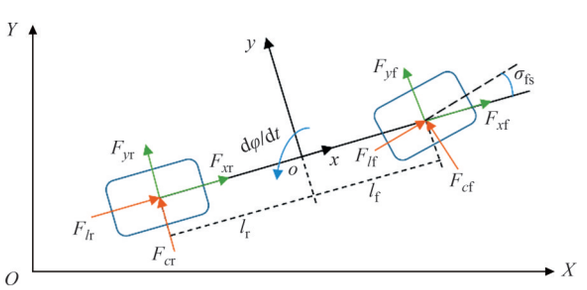


图4 车辆三自由度动力学模型

Fig.4 Vehicle three-degree-of-freedom dynamics model

数;F_{xf}和F_{xr}为前轮和后轮在纵向x轴上的轮胎分力;F_{yf}和F_{yr}为前轮和后轮在横向y轴上的轮胎分力.将F_{xf}、F_{xr}、F_{yf}、F_{yr}转化为相对于车辆轮胎来说的纵向与横向上的轮胎力F_{lf}、F_{lr}和F_{cf}、F_{cr},表达式如下:

$$\begin{cases} F_{xf}=F_{lf}\cos\delta_{fs}-F_{cf}\sin\delta_{fs}\\ F_{xr}=F_{lr}\cos\delta_r-F_{cr}\sin\delta_r\\ F_{yf}=F_{lf}\sin\delta_{fs}-F_{cf}\cos\delta_{fs}\\ F_{yr}=F_{lr}\sin\delta_r-F_{cr}\cos\delta_r\end{cases} \tag{11}$$

式中:δ_{fs}、δ_r分别为控制系统下的车辆前轮转角与后轮转角;F_{lf}、F_{lr}、F_{cf}、F_{cr}的表达式如下式所示.

$$\begin{cases} F_{lf}=C_{lf}s_f\\ F_{lr}=C_{lr}s_r\\ F_{cf}=C_{cf}a_f=-C_{cf}\left(\dfrac{v_y+l_f\dot{\varphi}}{v_x}-\delta_{fs}\right)\\ F_{cr}=C_{cr}a_r=-C_{cr}\dfrac{v_y-l_r\dot{\varphi}}{v_x}\end{cases} \tag{12}$$

式中:C_{lf},C_{lr}分别为前后轮胎的纵向刚度;a_f,a_r和s_f,s_r分别为前后轮的横向滑移角和滑移率.同时,将车辆运动从车辆坐标系xoy转换到全局坐标系XOY.综上可得用于横向控制的车辆动力学模型如下:

$$\begin{cases} m(\dot{v}_y+v_x\dot{\varphi})=2\left[C_{cf}\left(\delta_{fs}-\dfrac{v_y+l_f\dot{\varphi}}{v_x}\right)\delta_{fs}+C_{cr}\left(\dfrac{l_r\dot{\varphi}-v_y}{v_x}\right)\right]\\ m(\dot{v}_x-v_y\dot{\varphi})=2\left[C_{lf}s_f+C_{cf}\left(\delta_{fs}-\dfrac{v_y+l_f\dot{\varphi}}{v_x}\right)+C_{lr}s_r\right]\\ I_z\ddot{\varphi}=2\left[l_fC_{cf}\left(\delta_{fs}-\dfrac{v_y+l_f\dot{\varphi}}{v_x}\right)-l_rC_{cr}\left(\dfrac{l_r\dot{\varphi}-v_y}{v_x}\right)\right]\\ \dot{Y}=v_x\sin\varphi+v_y\cos\varphi\\ \dot{X}=v_x\cos\varphi-v_y\sin\varphi\end{cases} \tag{13}$$

2.2 五次多项式换道轨迹

选取五次多项式作为车辆换道的期望轨迹曲线,具体表达式如下:

$$Y(X)-Y_0(X_0)=a_5(X-X_0)^5+a_4(X-X_0)^4+a_3(X-X_0)^3+a_2(X-X_0)^2+a_1(X-X_0)+b \tag{14}$$

式中：a_1、a_2、a_3、a_4、a_5为曲线的系数；b为常数项；(X_0, Y_0)为换道初始时刻车辆对应的坐标. 车辆初始位置在(0, 0)处，向前行进50 m后，由当前车道换道至目标车道，完成换道后在当前车道上继续行驶50 m. 当车辆横向位移为一个车道宽度时车辆完成换道. 定义换道初始时刻与换道完成时刻分别为t_0、t_e，对应的车辆状态量如式(15)所示：

$$\begin{aligned}&Y(t_0)=Y_0=0,\dot{Y}(t_0)=0,\ddot{Y}(t_0)=0\\&X(t_0)=X_0=50,\dot{X}(t_0)=v_{x0},\ddot{X}(t_0)=0\\&Y(t_e)=W,\dot{Y}(t_e)=0,\ddot{Y}(t_e)=0\\&X(t_e)=X_0+D,\dot{X}(t_e)=v_{x0},\dot{X}(t_e)=0\end{aligned}\tag{15}$$

式中：D为换道所需纵向位移；v_{x0}为换道初始时刻及完成时刻的车辆纵向车速. 将式(15)中的状态量代入式(14)中：

$$\begin{aligned}&a_1=a_2=b=0\\&a_3=10\frac{W}{D},a_4=-15\frac{W}{D},a_5=6\frac{W}{D}\end{aligned}\tag{16}$$

基于横摆角φ=arctan($\dot{Y}/\dot{X}$)，最终得到包含两段直线行驶轨迹的五次多项式换道轨迹的参考横向位移Y_{ref}及横摆角φ_{ref}信息如式(17)和式(18)所示. 以D取60 m、80 m、100 m为例，得到Y_{ref}及φ_{ref}随纵向位移X变化的曲线图如图5所示.

$$Y_{\text{ref}}=\begin{cases}0,X<50\\10W\chi^3-15W\chi^4+6W\chi^5,\\\chi=\dfrac{X-X_0}{D},50\leqslant X<50+D\\W,X\geqslant 50+D\end{cases}\tag{17}$$

$$\varphi_{\text{ref}}=\begin{cases}0,X<50\\\arctan\left(30\dfrac{W}{D}\chi^2-60\dfrac{W}{D}\chi^3+30\dfrac{W}{D}\chi^4\right),\\\chi=\dfrac{X-X_0}{D},50\leqslant X<50+D\\0,X\geqslant 50+D\end{cases}\tag{18}$$

2.3　模型预测控制器设计

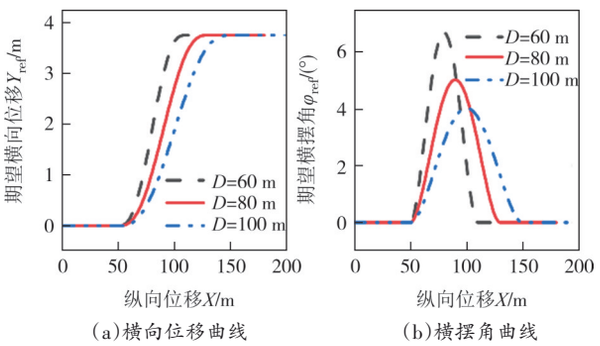
结合上述非线性动力学模型，定义状态变量导数为d($\boldsymbol{\xi}$)/d(k)=f($\boldsymbol{\xi}$,$\boldsymbol{u}$)，其中状态量$\boldsymbol{\xi}$定义如下：

$$\boldsymbol{\xi}=[v_y,v_x,\varphi,\dot{\varphi},Y,X]^{\mathrm{T}}\tag{19}$$

系统控制量输入$\boldsymbol{u}$及输出$\boldsymbol{\eta}$定义如下：

$$\begin{cases}\boldsymbol{u}=[\delta_{\text{fs}}]\\\boldsymbol{\eta}=[\varphi,Y]^{\mathrm{T}}\end{cases}\tag{20}$$

式中：δ_{fs}为系统输入前轮转角. 在参考时刻k对方程(13)进行线性化、离散化处理，得到k+1时刻下的离散状态空间表达式为



(a)横向位移曲线　　(b)横摆角曲线

图5　五次多项式换道轨迹的横向位移及横摆角曲线

Fig.5　Lateral displacement and yaw angle curves of quintic polynomial lane-changing trajectory

$$\begin{cases}\boldsymbol{\xi}(k+1)=\boldsymbol{A}(k)\boldsymbol{\xi}(k)+\boldsymbol{B}(k)\boldsymbol{u}(k)\\\boldsymbol{\eta}(k+1)=\boldsymbol{C}(k)\boldsymbol{\xi}(k+1)\end{cases}\tag{21}$$

其中系数矩阵$\boldsymbol{A}(k)$，$\boldsymbol{B}(k)$，$\boldsymbol{C}(k)$的表达式如下：

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{A}(k)=\boldsymbol{I}+T_{\text{S}}\boldsymbol{A}(t),\boldsymbol{B}(k)=T_{\text{S}}\boldsymbol{B}(t),\\&\boldsymbol{C}(k)=\begin{bmatrix}0&0&1&0&0&0\\0&0&0&0&1&0\end{bmatrix}\end{aligned}\tag{22}$$

式中：矩阵$\boldsymbol{A}(t)=\left.\dfrac{\partial f(\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{u})}{\partial\boldsymbol{\xi}}\right|_{\hat{\xi}_k,\boldsymbol{u}_k}$；矩阵$\boldsymbol{B}(t)=\left.\dfrac{\partial f(\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{u})}{\partial\boldsymbol{u}}\right|_{\hat{\xi}_k,\boldsymbol{u}_k}$，即函数$f$对状态变量与控制量的雅可比矩阵；$T_{\text{S}}$为求解步长；$\boldsymbol{I}$为单位矩阵. 定义横向模型预测控制器的目标函数为：

$$\begin{aligned}&J(\boldsymbol{\eta}(k),\boldsymbol{u}(k-1),\Delta\boldsymbol{u}(k))=\\&\sum_{i=1}^{N_{\text{p}}}\left\|\boldsymbol{\eta}(k+i|t)-\boldsymbol{\eta}_{\text{ref}}(k+i|t)\right\|_{\boldsymbol{Q}}^2+\\&\sum_{i=1}^{N_{\text{c}}-1}\left\|\Delta\boldsymbol{u}(k+i|t)\right\|_{\boldsymbol{R}}^2+\rho\varepsilon^2\end{aligned}\tag{23}$$

式中：N_{p}、N_{c}为预测时域与控制时域大小；$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{R}$分别为状态变量、输入增量值的权重矩阵；为在规定时间内得到有效解，加入松弛因子ε，对应权重系数为ρ；$\boldsymbol{\eta}_{\text{ref}}$为参考输出量.

在控制器设计过程中，约束条件被设定为以前轮转角作为横向控制量，并对控制量增量进行约束，旨在满足驾驶平稳性的需求. 具体如下：

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{u}_{\min}\leqslant\boldsymbol{u}_k\leqslant\boldsymbol{u}_{\max}\\&\Delta\boldsymbol{u}_{\min}\leqslant\Delta\boldsymbol{u}_k\leqslant\Delta\boldsymbol{u}_{\max}\end{aligned}\tag{24}$$

式中：$\boldsymbol{u}_{\max}$、$\boldsymbol{u}_{\min}$、$\Delta\boldsymbol{u}_{\max}$、$\Delta\boldsymbol{u}_{\min}$分别为系统控制量及控制增量的上下边界值. 松弛因子满足0≤ε≤M，M为其最大取值. 输出量满足$\boldsymbol{\eta}_{\min}\leqslant\boldsymbol{\eta}_k\leqslant\boldsymbol{\eta}_{\max}$.

综上，每个控制周期内优化模型定义如下：

$$\min_{\Delta \boldsymbol{u},\varepsilon}\left[\sum_{i=1}^{N_p}\left\|\boldsymbol{\eta}(k+i|t)-\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{ref}}(k+i|t)\right\|_{\boldsymbol{Q}}^{2}+\sum_{i=1}^{N_c-1}\left\|\Delta\boldsymbol{u}(k+i|t)\right\|_{\boldsymbol{R}}^{2}+\rho\varepsilon^{2}\right] \tag{25}$$

$$\text{s.t.}\ \boldsymbol{u}_{\min}\leqslant\boldsymbol{u}_k\leqslant\boldsymbol{u}_{\max},\ \Delta\boldsymbol{u}_{\min}\leqslant\Delta\boldsymbol{u}_k\leqslant\Delta\boldsymbol{u}_{\max}$$

$$\boldsymbol{\eta}_{\min}\leqslant\boldsymbol{\eta}_k\leqslant\boldsymbol{\eta}_{\max},\ 0\leqslant\varepsilon\leqslant M$$

$$\boldsymbol{\xi}(k+1)=\boldsymbol{A}(k)\boldsymbol{\xi}(k)+\boldsymbol{B}(k)\boldsymbol{u}(k)$$

基于有效集法求解上述二次规划问题，可得控制时域内一系列的控制输入增量及松弛因子，即

$$\Delta\boldsymbol{u}=[\Delta\boldsymbol{u}_k^*,\Delta\boldsymbol{u}_{k+1}^*,\cdots,\Delta\boldsymbol{u}_{k+N_c-1}^*,\varepsilon]^{\mathrm{T}} \tag{26}$$

将控制序列中的首个元素作为实际控制量输入系统中，即t时刻下的控制量为：

$$\boldsymbol{u}(k)=\boldsymbol{u}(k-1)+\Delta\boldsymbol{u}_k^* \tag{27}$$

当前控制周期结束后，进入下一控制周期，循环迭代并实现对期望换道轨迹的跟踪.

3 控制权分配策略

3.1 控制权分配策略总体方案

人机共驾协同横向控制权分配策略的总体框架如图6所示.

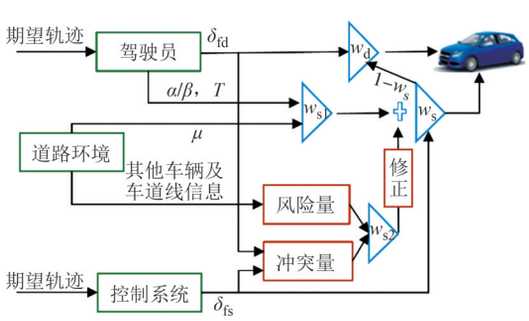


图6 车辆控制权分配策略

Fig.6 Vehicle control authority allocation policy

首先考虑驾驶员的驾驶风格、预瞄时间及路面条件给控制系统预先分配控制权重w_{s1}；计算车辆运行的风险值及人机冲突，结合修正规则得到实时分配控制权重w_{s2}；两部分相加即为控制系统最终权重w_{s}. 该方案将控制系统权重控制在一个较小范围内，且不频繁变化. 人机控制权重大小及车辆最终横向控制量输入δ_{f}分别为：

$$\begin{cases}w_{\mathrm{s}}=w_{\mathrm{s1}}+w_{\mathrm{s2}}\\ w_{\mathrm{d}}=1-w_{\mathrm{s}}\\ \delta_{\mathrm{f}}=w_{\mathrm{s}}\delta_{\mathrm{fs}}+w_{\mathrm{d}}\delta_{\mathrm{fd}}\end{cases} \tag{28}$$

式中：w_{d}为驾驶员的控制权重.

3.2 行车风险场构建

本文通过构建行车风险场来量化自车在换道过程中的实时风险值，作为车辆控制权实时调整的依据. 风险场的构建综合考虑了自车与他车的相对位置、相对速度及车辆与道路边界的距离等信息. 风险场模型的常系数参考文献[26]、文献[27]进行选取.

定义自车为交通单元0，道路环境中存在一辆车，定义为交通单元1，交通单元1在交通单元0处产生的风险场强度$E_{10}(t)$与两单元间的相对距离、相对运动速度及与道路边界的距离有关，与风险单元1的风险量成正比，与风险单元0的风险量成反比，风险场强度的表达式如下：

$$E_{10}(t)=\left(\left|D_{10}(t)\right|+\left|D_{\mathrm{mol}}(t)\right|+\left|D_{\mathrm{road}}(t)\right|\right)\frac{Q_1(t)}{Q_0(t)} \tag{29}$$

式中：$D_{10}(t)$为基于相对距离的风险分布；$D_{\mathrm{mol}}(t)$为基于相对运动速度的风险分布；$D_{\mathrm{road}}(t)$为考虑道路边界条件的风险分布；$Q_1(t)$和$Q_0(t)$分别为交通单元1和0的风险量. 以能量的方式定义交通单元的风险量$Q_i(t)$，即：

$$Q_i(t)=T_{\mathrm{type}}m_i\left(1+k_1\frac{v_i^2}{v_{\mathrm{lim}}^2}\right),i=0,1,2,\cdots \tag{30}$$

式中：T_{type}为交通单元i的类型系数，与载货类型、形状等车辆参数有关，T_{type}=1；m_i为交通单元的总质量；k_1为常系数，k_1=0.2；v_i为交通单元的运动速度，近似可取为车辆的纵向速度；v_{lim}为最大限制速度，v_{lim}=120 km/h.

基于相对距离的风险分布$D_{10}(t)$定义如下：

$$D_{10}(t)=\begin{cases}\dfrac{1}{2}k_2\left(\dfrac{1}{|\boldsymbol{d}_{10}|}-\dfrac{1}{d_0}\right)^{\lambda}, & 0\leqslant|\boldsymbol{d}_{10}|\leqslant d_0\\ 0, & |\boldsymbol{d}_{10}|>d_0\end{cases} \tag{31}$$

式中：$\boldsymbol{d}_{10}$为交通单元1到0的距离矢量；k_2为该风险分布下的比例系数，k_2=5；λ为相对距离指数，λ=0.5；d_0为风险影响范围，d_0=200 m.

基于相对运动速度的风险分布$D_{\mathrm{mol}}(t)$定义如下：

$$D_{\mathrm{mol}}(t)=\frac{k_3k_4}{k_3-|\boldsymbol{v}_{10}|\cos\theta_{\mathrm{a}}} \tag{32}$$

式中：k_3为相对速度基准值，k_4为该风险分布下的比例系数，k_3=30 m/s，k_4=0.5；$\boldsymbol{v}_{10}$为两交通单元间的相对速度矢量；θ_{a}为两交通单元的相对速度矢量与相对距离矢量的夹角.

为了防止车辆碰撞道路边界，风险场的构建也考虑了道路边界条件.车辆与道路边界的距离越短，风险值越大，具体如下：

$$D_{\text{road}}(t)=\begin{cases}a_{\text{rb}}^{|\Delta Y|k_5}, |\Delta Y|\leqslant\dfrac{W}{2}\\ 0, |\Delta Y|>\dfrac{W}{2}\end{cases}$$
$$|\Delta Y|=\begin{cases}Y+\dfrac{W}{2}, Y\leqslant\dfrac{W}{2}\\ \dfrac{3W}{2}-Y, Y>\dfrac{W}{2}\end{cases}\tag{33}$$

式中：a_{rb}为道路边界风险势场形状系数，a_{rb}=1.3；ΔY为车辆质心与道路边界的距离；k_5为道路边界风险可调参数，k_5=1.

假设道路环境中存在n辆车，不考虑环境车辆间的相互作用，将所有车辆在自车(交通单元0)处产生的风险量按照所在车道进行加权叠加，得到多源综合风险值，将其归一化得到标准化的行车风险值$E_{\text{dan}}(t)$如下：

$$E_{\text{dan}}(t)=\frac{\kappa_1E_{10}(t)+\cdots+\kappa_nE_{n0}(t)}{\max(\kappa_1E_{10}(t)+\cdots+\kappa_nE_{n0}(t))}=\frac{\sum_{j=1}^{n}\kappa_jE_{j0}(t)}{\max\sum_{j=1}^{n}\kappa_jE_{j0}(t)}\tag{34}$$

式中：$\kappa_1,\cdots,\kappa_n$为不同风险来源下的权重值，由于驾驶员对不同车道上车辆的注意力分配及风险感知不同[28]，因此可根据风险源和自车是否处于同一车道进行赋值，同一车道时κ_j=1，不同车道时κ_j=0.8.

3.3　人机冲突指标

在人机并行控制系统中，当驾驶员与车辆控制系统对同一环境的解读出现分歧，导致不同的驾驶意图时，不同的控制目标和控制量作用于同一辆车上，从而引发了操作上的人机冲突，当冲突过于激烈时，不仅无法获得良好的驾驶体验，而且安全性也难以得到保障；当人机驾驶意图一致时，由于通信延迟、系统故障等因素，也会产生一定程度上的人机冲突.因此，有必要构建标准化的人机冲突值$\delta_{\text{con}}(t)$，表达式如下：

$$\delta_{\text{con}}(t)=\frac{\left|\delta_{\text{fd}}(t)-\delta_{\text{fs}}(t)\right|}{\max(\left|\delta_{\text{fd}}(t)-\delta_{\text{fs}}(t)\right|)}\tag{35}$$

式中：$\delta_{\text{fd}}(t)$、$\delta_{\text{fs}}(t)$分别为驾驶员与控制系统输出的实时前轮转角量.

3.4　驾驶权重分配原则

当路面附着系数μ较大时，能提供较大的横向力及横向加速度，可以相应增大控制系统控制权值以保证行车安全，结合驾驶员预瞄时间及驾驶风格系数得到最终的控制权预先分配权重值w_{s1}，如下式所示：

$$w_{\text{s1}}=k_T\left|\frac{T_{\text{se}}-T}{\mu}\right|+k_{\alpha/\beta}\left|\frac{a_{y_\text{se}}^{*}-a_y^{*}}{\mu T}\right|\tag{36}$$

式中：k_T、$k_{\alpha/\beta}$分别为预瞄时间和驾驶风格系数的权重；$a_{y_\text{se}}^{*}$即将式(5)中的α/β取值为驾驶风格系数基准值；T_{se}为预瞄时间基准值.

根据标准化的行车风险值及人机冲突的大小设定控制系统的权重实时调整量w_{s2}.人机共驾中行车风险值较大时，期望适当增大其实时权重w_{s2}以提高行车安全性；当人机冲突值较大并且行车风险值较小时，车辆控制权向驾驶员转移，以保证车辆尽可能按照驾驶员的操作运行；其他条件下，不进行控制权重的实时调整，驾驶员及控制系统以当前权重值操作车辆.表1为实时分配量w_{s2}的节点值设计，图7为w_{s2}取值的三维拟合曲面图.

表1　实时分配量w_{s2}节点值

Tab.1　Real-time allocation w_{s2} node value

$E_{\text{dan}}(t)$	$\delta_{\text{con}}(t)$					
	0	0.2	0.4	0.5	0.8	1
0	0	0	0	0	−0.27	−0.30
0.5	0	0	0	0	0	0
1	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25

针对行车风险值较小且人机冲突值较大的情况，实时调整量w_{s2}为负值，但是控制系统权重存在初始权值w_{s1}，此时可保证控制系统的权值保持在一个较小的正数，车辆主要由驾驶员来操控.为保证该情况下车辆控制权不频繁发生变化，降低驾驶员不适感，对此部分权重进行修正：

$$w_{\text{s2}}=\begin{cases}w_{\text{s2}}, w_{\text{s2}}\geqslant 0\\ -0.1, w_{\text{s2}}<0\end{cases}\tag{37}$$

当人机冲突较大导致控制系统权重下降时，w_{s2}取−0.1，驾驶员权重相应增加0.1，其他情况仍按照图7的三维拟合曲面进行求算.

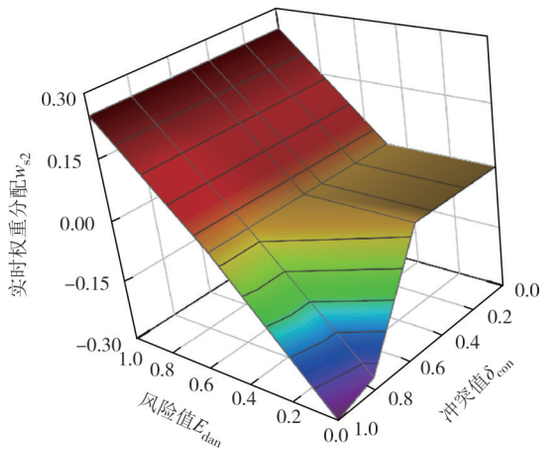


图7 权重w_{s2}三维曲面

Fig.7 Weights w_{s2} 3D fitting surface

4 测试验证及结果分析

本文采用仿真测试与驾驶员在环平台测试相结合的方式验证车辆控制权分配策略的有效性.基于联合仿真平台在期望换道轨迹下,选取人机驾驶意图一致及不一致的驾驶工况进行验证,随后进行驾驶员在环平台测试,以换道时间为特征设计期望换道轨迹,验证该策略在不同真实驾驶员执行换道中的有效性.

4.1 换道场景及模型参数设置

定义换道场景道路为标准的单向两车道,路面附着系数μ=0.85,定义自车(交通单元0)的初始纵向车速v_{x0}为20 m/s,纵向保持匀速运动,横向初始位置为0.在自车当前车道前方及目标车道前方分别有一辆车,定义为交通单元1和交通单元2,如图8所示.交通单元1的初始纵向位置为70 m,初始纵向速度为15 m/s;交通单元2的初始纵向位置为110 m,初始纵向速度为12 m/s.两交通单元纵向上保持匀速,初始横向位置均位于道路中心线上,车辆换道所需纵向位移D=100 m.

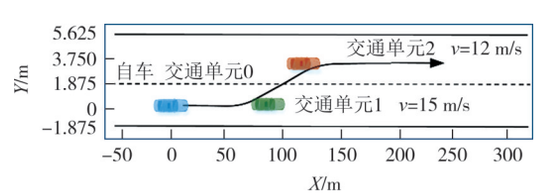


图8 车辆仿真场景

Fig.8 Vehicle simulation scenario

控制权实时分配中,选取k_T=0.08、$k_{\alpha/\beta}$=0.02,$(\alpha/\beta)_{se}$=9,T_{se}=1.5 s.表2为车辆基本参数设置,横向模型预测控制器中,考虑到预测时域及控制时域大小在不同纵向车速下对轨迹跟踪效果的影响,多次尝试选取最优参数并参考文献[29],具体参数设置如表3所示.

表2 车辆基本参数

Tab.2 Basic vehicle parameters

参数	值	参数	值
m	1 723 kg	C_{cf}	66 900 N/rad
I_z	4 175 kg·m^2	C_{cr}	62 700 N/rad
l_f	1.232 m	I_S	17.97
l_r	1.468 m	L	2.7 m

表3 模型预测控制器参数

Tab.3 Model predictive controller parameters

参数	值	参数	值
T_s	0.01 s	N_p	20
N_c	5	ρ	1 000
$\boldsymbol{Q}$	[500 000;0 300]	$\boldsymbol{R}$	$625\boldsymbol{I}_{1\times5}$
$\boldsymbol{u}_{min}$	[−0.25] rad	$\boldsymbol{u}_{max}$	[0.25] rad
$\Delta\boldsymbol{u}_{min}$	[−0.15] rad	$\Delta\boldsymbol{u}_{max}$	[0.15] rad
$\boldsymbol{\eta}_{max}$	[0.5 rad;5 m]	$\boldsymbol{\eta}_{min}$	[−0.5 rad;−3 m]
M	10		

4.2 仿真测试及结果分析

仿真测试中选取的3个测试工况如下.

工况1:人机意图一致,驾驶员及控制系统的驾驶意图均为换道行驶;

工况2:人机意图不一致,驾驶员驾驶意图为换道,控制系统驾驶意图为直行;

工况3:人机意图不一致,驾驶员驾驶意图为直行,控制系统驾驶意图为换道.

仿真阶段假定驾驶员及控制系统的驾驶意图恒定,时刻以本文设计的五次多项式曲线为参考轨迹.分别选取α/β=1、5、9,分别代表保守型、平衡型和激进型3类驾驶员的驾驶风格系数,并在工况2及工况3中选取驾驶员定权重分别为0.7,0.8,0.9及0.95,与本文提出的控制权分配策略进行对比分析.

工况1的试验结果如图9及表4所示.从换道操作中的跟踪误差及控制输入来看,激进型驾驶员优于平衡型驾驶员,平衡型驾驶员优于保守型驾驶员.激进型驾驶员倾向于选取较大的横向速度保证车辆按照期望轨迹行驶,而保守型驾驶员倾向于降低横向速度来保证车辆换道安全性.总体来看,人机共驾条件下3类驾驶员的控制量输入明显降低,驾驶员控制部分得到的前轮转角最大值由0.510°、0.461°、

0.450°变为0.234°、0.372°、0.393°,有效减轻了驾驶员的驾驶负担,转角曲线更加平稳,满足驾驶员的舒适性要求,对保守型驾驶员的辅助效果明显,有效降低了跟踪误差.

根据图9(d)、(e)和(f)可知,人机共驾下3类驾驶员的初始权重为0.888、0.910及0.913,由于激进型驾驶员采取更大的期望横向加速度,因此初始权重大小结果为激进型驾驶员大于平衡型驾驶员大于保守型驾驶员.从实时权重来看,因驾驶员与控制系统的驾驶意图一致,期望进行换道操作,因此人机冲突量始终保持在较低水平,为0.3以下;在5 s左右,车辆行车风险达到最小值,可知此时车辆在换道轨迹中点即两条车道中间附近;在6.5 s左右,车辆的行车风险值达到0.5,并且自车与交通单元1和2间的相对距离也在不断减小,行车风险值也在不断增大,此时控制系统进一步介入,控制权逐渐向控制系统转移,驾驶权重曲线下降平缓,避免了由于控制权重大幅变化造成的驾驶不适感,最终3类驾驶员的权重保持在[0.70, 0.80]的区间内,变化幅度较小.

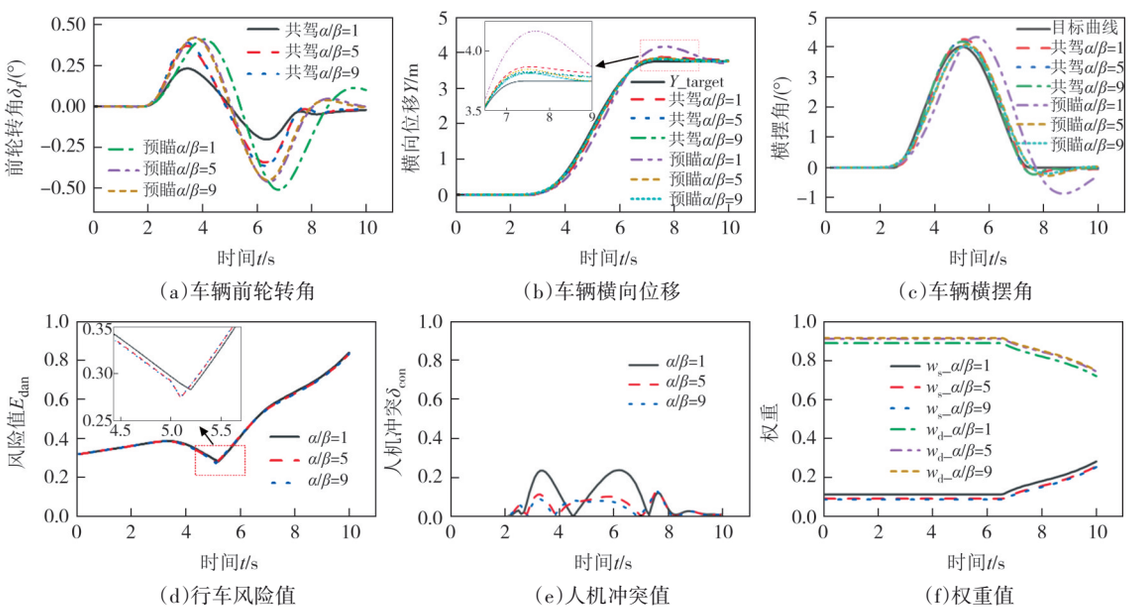


图9　工况1仿真结果

Fig.9　Simulation results of condition 1

表4　工况1仿真结果

Tab.4　Simulation results of condition 1

指标驾驶员	|Y|误差最大值/m	|φ|误差最大值/(°)	$\lvert\delta_{fd}\rvert$最大值/(°)	w_d初值
预瞄 α/β=1	0.417	1.391	0.510	—
预瞄 α/β=5	0.096	0.423	0.461	—
预瞄 α/β=9	0.063	0.346	0.450	—
共驾 α/β=1	0.149	0.366	0.234	0.888
共驾 α/β=5	0.083	0.235	0.372	0.910
共驾 α/β=9	0.071	0.229	0.393	0.913

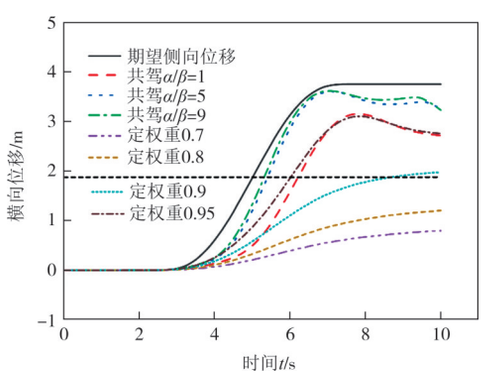
综上可知,人机驾驶意图一致时,驾驶权控制分配策略重点是在保证行车安全的前提下减轻驾驶员的驾驶负担,人机冲突在工况1中对分配策略的影响忽略不计,同时保守型驾驶员相比较而言被赋予了最小的驾驶权重,即系统介入程度最大.

工况2的试验结果如图10所示.由图10(a)可知,3类驾驶员期望进行换道操作而控制系统期望直行时,人机共驾下均可保证车辆按照驾驶员的操作完成换道,相比之下,驾驶员定权重为0.7及0.8时车辆仍在原车道内行驶,驾驶员定权重为0.9及0.95时车辆可以完成换道.其中驾驶员定权重在0.9时,车辆最终位置在两车道的中间位置附近,继续行驶时安全性无法得到保证;驾驶员定权重在0.95时与人机共驾下的控制结果相近.图10(b)表明在减轻驾驶员负担方面,人机共驾的控制权分配策略整体优于定权重控制策略.

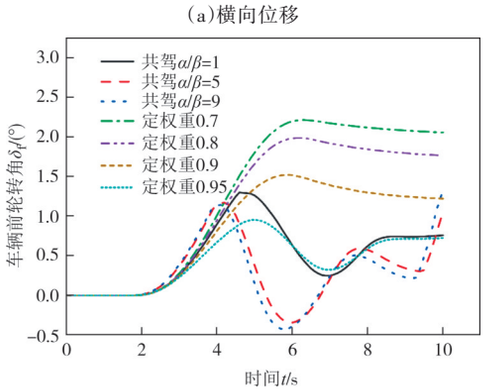
分析图10(c)、(d)和(e)可知,行车风险值曲线中,整体上人机共驾策略下车辆的行驶风险值要略大于定权重控制策略,定权重控制策略下车辆运行曲线更加平缓且与车道线边界间的距离更大.人机共驾下3类驾驶员驾驶车辆的行车风险最大值位于[0.44, 0.52],固定权重策略下车辆行驶风险最大值位于[0.34, 0.46],而激进型驾驶员及平衡型驾驶员

在人机共驾控制下，在仿真末期的风险值大于节点设定值0.5，因此在驾驶员权重曲线的末期出现权重下降的情况，控制系统介入进行车辆控制.由人机冲突值曲线可知，较于人机共驾控制策略，定权重控制策略下的人机冲突值整体上较低，而定权重控制策略中控制系统仍保留一定权重，因此也会产生一定的人机冲突.由驾驶员权重曲线可知，针对3类共驾驾驶员，在仿真时间为2.5 s左右，车辆由直行开始进入换道轨迹，且人机冲突值开始增大，到 4 s左右冲突值达到一个较大值，此时驾驶权向驾驶员转移，驾驶员权重在原有权重上增大0.1，且最大值位于[0.94，0.99]，尽量保证了车辆按照驾驶员的意图行进而降低人机冲突，且0.1的权重增幅也不会引起驾驶员过强的不适感或对控制系统的不信任感.

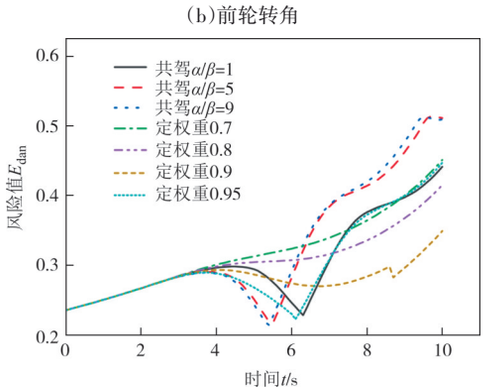
工况3的试验结果如图11所示.由图11(a)可



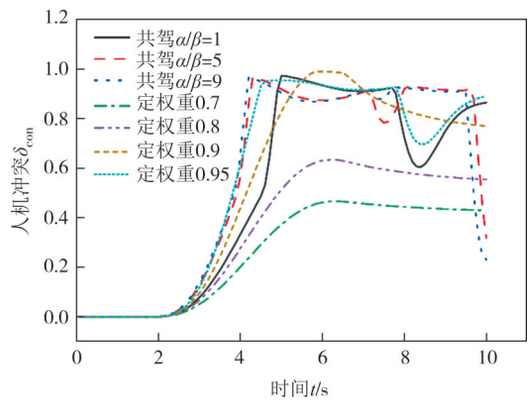
(a)横向位移



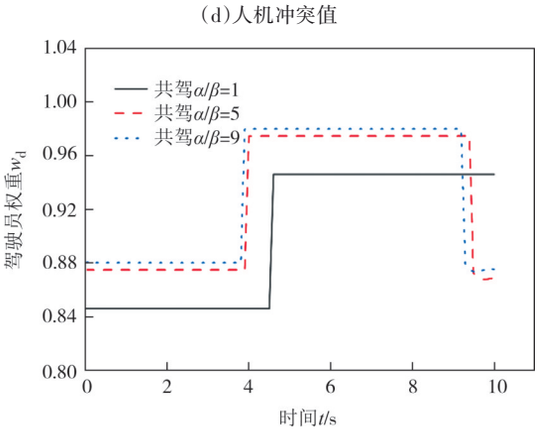
(b)前轮转角



(c)行车风险值



(d)人机冲突值



(e)驾驶员权重

图10 工况2仿真结果

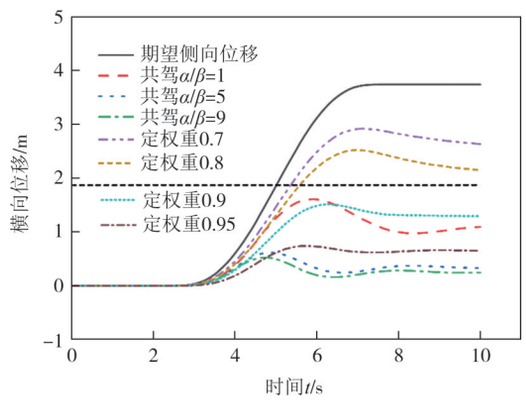
Fig.10 Simulation results of condition 2

知，3类驾驶员期望直行，而控制系统期望进行换道操作，驾驶权分配策略下及驾驶员定权重为0.9、0.95时均可保证车辆按照驾驶员的操作保持直行，相比之下，驾驶员定权重为0.7及0.8时车辆换道至相邻车道.图11(b)表明在工况3下该策略仍可以有效减轻驾驶员的负担.

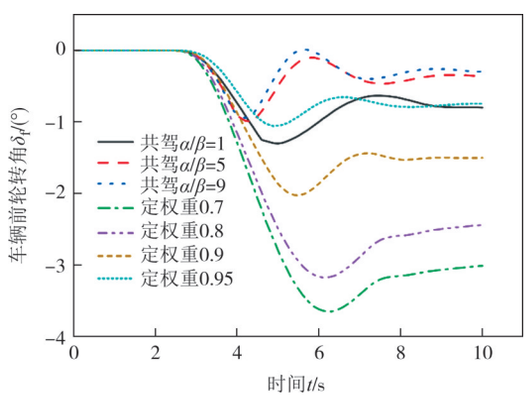
分析图11(c)、(d)及(e)可知，人机共驾控制策略及定权重控制策略下车辆的行车风险值都没有达到控制权转移的边界值0.5，因此驾驶员权重曲线中不存在权值下降的情况.与工况2相似，人机共驾下3类驾驶员的人机冲突值曲线在4 s左右增大到较大值，此时车辆控制权向驾驶员转移，转移量为0.1，最终3类驾驶员的控制权重保持在[0.94，0.99].

综合工况2和工况3的仿真结果可知，在人机驾驶意图不一致的情况下，共驾策略的整体控制效果优于定权重控制策略，降低人机冲突的同时尽量保证车辆按照驾驶员的操作行驶，实现“以人为主”的控制思想，且驾驶员权重增大0.1后，驾驶员转角曲线依然保持稳定，即该控制权分配策略下仍可满

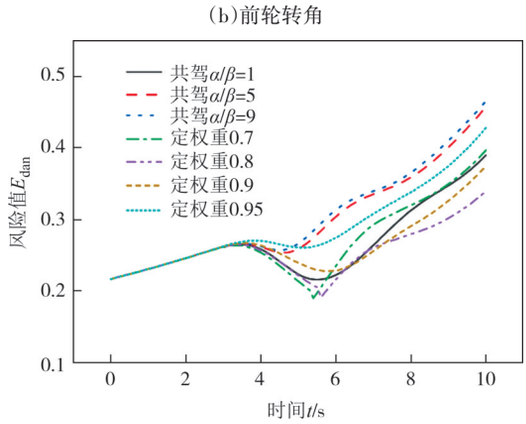
足驾驶舒适性的要求，降低驾驶员的不信任感.



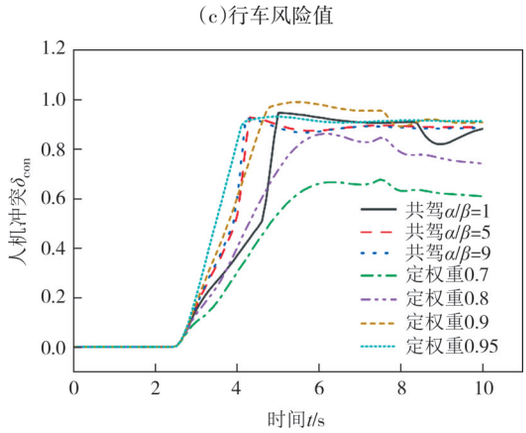
(a)横向位移



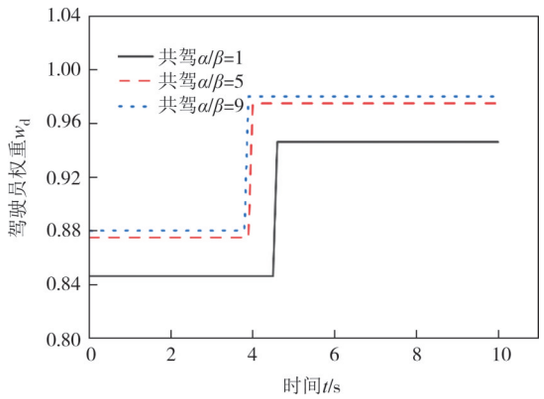
(b)前轮转角



(c)行车风险值



(d)人机冲突值



(e)驾驶员权重

图 11　工况 3 仿真结果

Fig.11　Simulation results of condition 3

4.3　驾驶员在环平台测试验证

为进一步验证所设计的权重分配策略的有效性，分析系统介入对驾驶员操作的影响，搭建驾驶员在环平台测试如图 12 所示. 软件部分由 Carsim、Prescan、Simulink 组成，硬件部分为罗技 G293 转向盘套件，包括转向盘、踏板套件及排挡杆. 显示屏将车辆的实时情况传递给驾驶员.

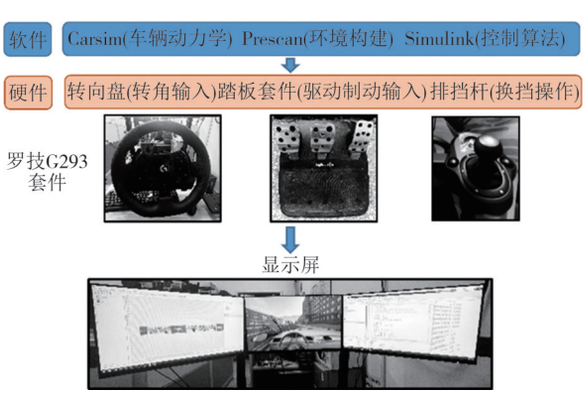


图 12　驾驶员在环平台

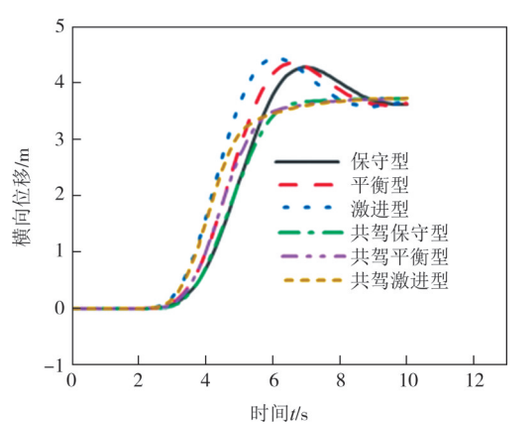
Fig.12　Driver-in-the-loop platform

测试中车辆纵向车速为 20 m/s，驾驶员只需转动转向盘完成换道操作. 选取若干名驾驶员，在 4.1 节中设定的场景中在不进行权重分配的前提下进行多次自由换道试验，每次测试时间为 11 s，引导驾驶员在行进 50 m 后开始进行换道，提取每次换道中的轨迹、横摆角、换道时间等数据.

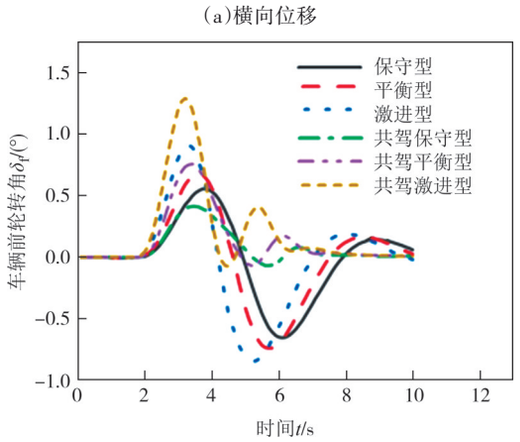
分析其中 3 名驾驶员的换道时间可知，不考虑换道前原车道行进的 50 m 及换道完成后目标车道行进的位移，无系统介入下，平均换道时间分别为 4 s、3.4 s、2.6 s，换道所需的纵向位移 D 分别为 80 m、68 m、52 m，因此将上述 3 名驾驶员分别定义为保守型、平衡型及激进型驾驶风格，并设计基于上述 D 值

的系统期望换道轨迹，以完成人机共驾中车辆控制权的分配，测试结果如图13所示.

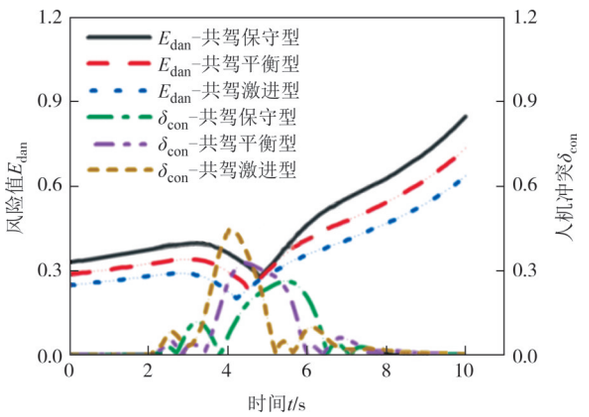
由图13(a)可知，3类驾驶员在无智能系统辅助的条件下在完成换道时均存在一定的超调量，且该超调量最大时对应的横向偏差最大，而智能系统参与控制权分配时可有效消除该超调量，换道中横向位置严格遵守由小到大的变化过程.图13(b)和13(c)中，人机共驾条件下3类驾驶员在换道初期的横向输入量更大，而在行驶到目标车道后的控制输入量明显减小.分析可知，换道前期驾驶员对控制系统的信任度不高，控制系统的介入让3类驾驶员产生了不适感及不信任感，因此此时驾驶员倾向于输入更大的转角以完成期望的换道操作，此时人机冲突值增大；而在换道中后期，当驾驶员渐渐适应了智能系统的适量介入时，驾驶员尝试减小自身的转向盘转角输入，此时驾驶员的驾驶负担较小，人机冲突值也下降了.风险值曲线表明3类驾驶员中，保守型驾驶员选取了最大的换道纵向位移，其风险值保持最大.图13(d)中保守型驾驶员的初始权重和实时权重最小，智能系统的介入程度最大.



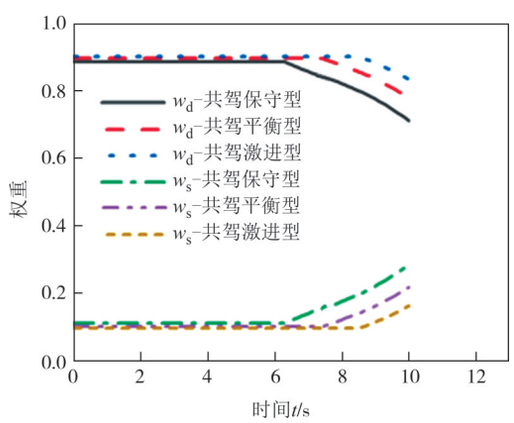
(a)横向位移



(b)前轮转角



(c)行车风险值及人机冲突值



(d)权重

图13 驾驶员在环平台测试结果

Fig.13 Driver-in-the-loop platform test results

5 结论

1)构建了考虑驾驶风格的单点预瞄驾驶员模型.基于横向加速度反馈求解转向盘转角值，并考虑驾驶员的反应滞后特性，构建了包含横向预瞄误差及横向加速度的双目标的单点预瞄驾驶员模型，最终获得不同驾驶员对应的驾驶风格系数.

2)提出了驾驶权预先分配结合实时分配的人机横向驾驶权分配策略.依据驾驶风格参数、预瞄时间以及路面附着系数进行驾驶权预先分配，同时结合行车风险及人机冲突程度进行驾驶权重的实时分配.

3)采用仿真测试及驾驶员在环平台测试相结合验证本文提出的控制权分配策略的有效性.仿真测试表明，人机驾驶意图一致时，该策略可有效减轻驾驶员的负担，保证行车安全.驾驶意图不一致时，在风险值较高时，控制系统可及时介入；风险值较低且人机冲突较大时，控制权按定值向驾驶员转移，降

低驾驶不适感,且整体控制效果优于定权重控制策略;驾驶员在环平台测试结果表明当驾驶员适应了控制系统的适量介入时,该策略可为不同风格的驾驶员提供个性化的换道辅助.

下一步工作将基于驾驶员在环平台测试,提取驾驶员真实换道过程的多个行为特征值,开发驾驶员意图识别算法,并为智能系统设计更加符合驾驶员特性的轨迹规划及控制算法,以期为驾驶员提供高度个性化的换道辅助.

参考文献

[1] FLEMISCH F, ABBINK D, ITOH M, et al. Special issue on shared and cooperative control [J]. Cognition, Technology & Work, 2019, 21(4):553-554.

[2] 杨浩,薛锋,税永波,等. 预瞄距离自适应的路径跟踪驾驶员模型[J]. 汽车实用技术, 2021, 46(15):30-33.
YANG H, XUE F, SHUI Y B, et al. A path-following driver model with adaptive preview distance [J]. Automobile Applied Technology, 2021, 46(15):30-33.(in Chinese)

[3] 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.(in Chinese)

[4] WANG W S, ZHAO D, HAN W, et al. A learning-based approach for lane departure warning systems with a personalized driver model [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(10):9145-9157.

[5] 张琦,张德虎. 遗传算法优化的方向驾驶员模型研究[J]. 承德石油高等专科学校学报, 2021, 23(1):59-62.
ZHANG Q, ZHANG D H. Directional driver model optimized by genetic algorithm [J]. Journal of Chengde Petroleum College, 2021, 23(1):59-62.(in Chinese)

[6] 陈进. 智能汽车人机共驾信息物理建模及控制方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2021:25-30.
CHEN J. Research on information physical modeling and control method of man-machine co-driving of smart car[D]. Chongqing: Chongqing University, 2021:25-30 (in Chinese)

[7] 刘平,巫超辉,杨明亮,等.一种新的考虑驾驶员疲劳的人机协同避障策略[J].湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(6): 19-28.
LIU P, WU C H, YANG M L, et al. A new human-machine cooperative obstacle avoidance strategy considering driver fatigue [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2023, 50(6): 19-28.(in Chinese)

[8] 张维刚,张朋,韦昊,等. 一种基于LTVMPC改进的无人驾驶汽车路径跟踪控制算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2021, 48(10): 67-73.
ZHANG W G, ZHANG P, WEI H, et al. An improved path tracking control algorithm for autonomous vehicle based on LTVMPC[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2021, 48(10): 67-73.(in Chinese)

[9] GUTJAHR B, GRÖLL L, WERLING M. Lateral vehicle trajectory optimization using constrained linear time-varying MPC [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(6): 1586-1595.

[10] 刘瑞,朱西产,刘霖,等.基于非合作模型预测控制的人机共驾策略[J].同济大学学报(自然科学版), 2019, 47(7): 1037-1045.
LIU R, ZHU X C, LIU L, et al. Cooperative driving strategy based on non-cooperative model predictive control[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2019, 47(7):1037-1045.(in Chinese)

[11] DAI C H, ZONG C F, ZHANG D. A cooperative game-based lateral control authority allocation for human-machine co-driving in large conflict scenarios [C]//2021 5th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI). October 29-31, 2021. Tianjin, China: IEEE, 2021:1-6.

[12] 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.

[13] PNO B, CHEVREL P, CLAVEAU F, et al. Obstacle avoidance in highly automated cars: can progressive haptic shared control make it safer and smoother?[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2022, 52(4): 547-556.

[14] MA B, LIU Y L, NA X 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):4397-4419.

[15] JI X W, YANG K M, NA X X, et al. Feedback game-based shared control scheme design for emergency collision avoidance: a fuzzy-linear quadratic regulator approach[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2019, 141(8): 081005.

[16] LI R J, LI S B, GAO H B, et al. Effects of human adaptation and trust on shared control for driver-automation cooperative driving [C]//SAE Technical Paper Series. SAE International, 2017: 1-8.

[17] IWANO K, RAKSINCHAROENSAK P, NAGAI M S. 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.

[18] 孙博华. 考虑驾驶能力及驾驶习性的个性化人机共驾策略研

究[D]. 长春:吉林大学, 2020.
SUN B H. Research on personalized man-machine co-driving strategy considering driving ability and driving habits [D]. Changchun: Jilin University, 2020.(in Chinese)

[19] 刘思晗. 基于交通态势的人机共享控制策略研究[D]. 长春:吉林大学, 2021.
LIU S H. Research on man-machine sharing control strategy based on traffic situation [D]. Changchun: Jilin University, 2021.(in Chinese)

[20] 吴超仲, 吴浩然, 吕能超. 基于间接共享控制的智能车协同接管方法[J]. 中国公路学报, 2022, 35(3): 101-114.
WU C Z, WU H R, LÜ N C. Cooperative takeover method for automated vehicles based on indirect shared control [J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(3): 101-114. (in Chinese)

[21] 周晓宇. 考虑驾驶能力补偿的人车共享转向控制方法[D]. 长春:吉林大学, 2021.
ZHOU X Y. Vehicle-man shared steering control method considering driving ability compensation [D]. Changchun: Jilin University, 2021.(in Chinese)

[22] 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):127-138.
LIU J, SHI W Q, GUO H Y, et al. Stackelberg game based driver-automation cooperative steering control with dynamic driving authority [J]. China Journal of Highway and Transport, 2022,35(3): 127-138. (in Chinese)

[23] LIU J, GUO H Y, SONG L H, et al. Driver-automation shared steering control for highly automated vehicles[J]. Science China Information Sciences, 2020, 63(9):190201.

[24] JUGADE S C, VICTORINO A C, CHERFAOUI V B. Shared driving control between human and autonomous driving system via conflict resolution using non-cooperative game theory [C]//2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). October 27-30, 2019, Auckland, New Zealand. IEEE, 2019: 2141-2147.

[25] 汪选要, 魏星, 谢东, 等. 基于权值惩罚法自适应人机协同避撞策略[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(13): 5463-5471.
WANG X Y, WEI X, XIE D, et al. Adaptive human-machine cooperative collision avoidance strategy based on weight penalty method[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(13): 5463-5471.(in Chinese)

[26] LIU K, WANG H L, FU Y, et al. A dynamic path-planning method for obstacle avoidance based on the driving safety field [J]. Sensors, 2023, 23(22):9180.

[27] LI M J, SONG X L, CAO H T, 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: 199-216.

[28] YU D, TIAN K, LIU Y H, et al. Lane change decision-making of autonomous driving based on interpretable soft actor-critic algorithm with safety awareness [M]//Artificial Intelligence. Cham:Springer Nature Switzerland, 2022: 501-512.

[29] 刘志强, 张晴. 自适应时域参数MPC的智能车辆轨迹跟踪控制[J]. 郑州大学学报(工学版), 2024, 45(1): 47-53.
LIU Z Q, ZHANG Q. Intelligent vehicle trajectory tracking control based on adaptive time domain parameter MPC [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024, 45(1): 47-53.(in Chinese)