基于驾驶风险和驾驶能力的人机控制权分配

李坤宸[1],袁　伟[1,2],王　畅[1,2],张会明[1],穆雨薇[1]

（1.长安大学 汽车学院,西安 710086;2.汽车运输安全保障技术交通运输行业重点实验室,西安 710086）

摘　要:为减少人机协作模式下车辆和驾驶人之间的操控冲突,实现车辆控制权的柔性切换,首先,开展了驾驶模拟器跟车实验,基于碰撞时间、越过车道线时间和制动时间建立驾驶风险评估模型;其次,基于纵向加速度和方向盘转角,使用随机森林回归建立驾驶人跟车能力损失预测模型;最后,基于驾驶风险和驾驶员能力损失边界阈值建立了车辆控制权分配策略。结果表明:在纵向碰撞和濒临碰撞事件中,所提模型建议车辆应干预的时刻分别比驾驶员实际采取制动措施提前了0.62 s和1.03 s,有效识别率为87%。本研究可以为人机协作驾驶模式下车辆与驾驶人的控制权分配和过渡设计提供初步的参考。

关键词:交通运输系统工程;人机协作;驾驶风险;驾驶能力;随机森林

中图分类号:U491.2　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1671-5497(2026)02-0575-10

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240842

Allocating control authority based on driving risk and driver′s ability

LI Kun-chen[1],YUAN Wei[1,2],WANG Chang[1,2],ZHANG Hui-ming[1],MU Yu-wei[1]

(1. *School of Automobile, Chang′an University, Xi′an* 710086; 2. *Key Laboratory of Transportation Industry of Automotive Transportation Safety Enhancement Technology, Xi′an* 710086, *China*)

Abstract: In order to reduce the conflict between vehicle and driver in the human-machine collaboration mode and to realize the flexible transition of control authority. Firstly, a simulated car-following experiment was carried out, and a driving risk assessment model was established based on time to collision (TTC), time to line crossing (TLC), and time to brake (TTB). Secondly, a predictive model of driver ability loss was developed using random forest regression (RFR) based on longitudinal acceleration and steering wheel angle. Finally, a control authority allocation strategy was formulated based on the boundary thresholds of driving risk and driver ability loss. The results show that in longitudinal collision events and near-collision events, the model suggests that the moment when the vehicle should intervene is 0.62 seconds and 1.03 seconds earlier than the driver steps on the brake pedal, respectively, with an effective recognition rate of 87%. The study can provide some theoretical assistance for the design of control allocation and transition between the vehicle and the driver in the human-machine collaborative driving.

收稿日期:2024-07-25.

基金项目:国家自然科学基金面上项目(52072046).

作者简介:李坤宸(1996-),男,博士研究生.研究方向:驾驶行为分析,驾驶人认知,预警干预.
E-mail:likunchen@chd.edu.cn

通信作者:袁伟(1975-),男,教授,博士.研究方向:交通安全,生态驾驶,驾驶行为干预矫正.
E-mail:yuanwei@chd.edu.cn

Key words: transportation systems engineering; human-machine collaboration; driving risk; driver's ability; random forest

0 引 言

交通事故是造成世界各地人员伤亡的罪魁祸首,驾驶人作为"人-车-路-环境"的主体,具有高度的行为不确定性和群体内部差异性[1]。因此,为了提升道路交通安全,车辆智能化、自动化已成为未来发展趋势[2]。但是,由于自动驾驶技术的复杂性,人机协作仍然是未来相当一段时间内的主要驾驶模式[3]。在人机协同驾驶或高级驾驶辅助系统的设计中,驾驶员与车辆之间的控制权分配问题是当前的热点之一,因此探究人机协作驾驶模式下人与车辆的控制权限分配和切换策略有利于提升驾驶人信任度和人机协作的效果。

控制权代表驾驶人或电子传感器控制车辆行驶的权限大小。在人机协作模式中,车辆可以由驾驶人控制,此时车辆的控制权等于0;当车辆完全由系统控制时,控制权等于1;如果由二者共享车辆控制,则此时驾驶人和车辆的控制权之和等于1[4,5]。以往的研究主要通过驾驶风险或车辆运动状态[6,7]、驾驶人生理信号[8]、驾驶人状态(疲劳或者分心)[9,10]等计算人机协作的权限系数来进行。

由于日常驾驶中为驾驶人佩戴生理检测设备并不现实,因此以往研究大多收集车辆行驶和驾驶人状态数据展开研究。基于驾驶风险方面,许多学者试图通过碰撞时间(Time to collision, TTC)、制动时间(Time to brake, TTB)和车辆横向位置等因素设计了分配和切换控制权的规则[6,11,12]。例如,Ko等[11]基于博弈论,提出了一种使用TTC和跟车距离偏差的车道保持任务的共享控制策略,分别讨论了人机之间合作和不合作情况。

但有研究表示,当驾驶人能够安全驾驶时,控制系统不应进行干预以保证驾驶人的驾驶体验。当驾驶员由于复杂的交通环境而无法进行正确驾驶时,则相应地增加系统的控制权限以协助驾驶人[13]。在基于驾驶状态和行为方面,Benloucif等[9]通过驾驶人的眨眼数据、头部位置和运动方向设计了一个横向控制辅助系统。Liang等[14]根据驾驶人纵向车速和转角速率等活动参数自适应调节共享转向控制系统的权限,并考虑了驾驶人的风格特性。Fang等[15]通过驾驶人的横向加速度、横向误差和驾驶意图计算人机互信水平,设计了协同转向权限分配规则的参考模型。

为了减少驾驶人与控制器之间的冲突,部分研究进一步综合考虑驾驶人状态和驾驶风险,来建立是否进行控制权切换的策略[16-19]。例如,Tang等[17]综合考虑了驾驶人的行为失误纠正能力和驾驶风险,通过二维空间的不可靠域(Unreliable domain, UD)设计了一种手动驾驶和自动驾驶的过渡策略。Li等[19]基于驾驶人参与度和驾驶风险(横向稳定性、跟踪偏差),构建了动态权重分配的人机协同模型系统。与之类似,Sanders等[5]根据车辆与前方障碍物的距离、司机驾驶时长和精神状态,通过驾驶人和传感器的信任因子调节控制系统的增益系数。

有研究提出,将行驶风险或者驾驶人典型状态(如分心、疲劳)作为控制权分配的单一依据可能不完全合理,因为驾驶人分心并不代表驾驶人丧失了应对突发风险的能力,没有分心也不代表完全具有应对危险的能力[20]。因此,仅通过司机是否分心、疲劳等易引发汽车系统与驾驶人的潜在冲突,造成辅助控制系统过度干预或者不足。为了客观描述驾驶人状态,有相关研究提出驾驶能力的概念,它表示司机进行风险校正和稳定驾驶的能力[21]。例如,刘芳等[16]基于加速度、车头时距和方向盘转向参数建立了驾驶能力评价模型,同时使用行车风险场理论量化交通风险,利用高斯隐马尔可夫建立了共享控制人机控制权柔性分配模型。综合以上梳理,现有研究的不足如下。

(1)以往大多数关于人机协作控制权限分配策略的研究没有同时考虑来自道路的风险和驾驶人的状态能力两个维度的影响。

(2)以往研究已经对"非此即彼"的刚性切换规则进行了丰富研究,但控制权在切换时应是一个柔性转移过程,针对控制权在车辆和驾驶人之间过渡转移阶段的调查仍较为缺乏。

因此,本研究的主要目的是建立一种同时考虑实时驾驶风险和驾驶能力的人机控制权限分配模型,实现控制权在驾驶人与车辆间的柔性切换,

减少驾驶人与协作系统的潜在冲突。以跟车场景作为典型实验场景，基于方向盘转角和加速度偏差建立了驾驶人能力损失评估模型。使用TTC、越过车道线时间(Time to lane，TLC)和TTB建立了风险水平量化模型，通过驾驶风险和驾驶人能力损失边界阈值划分了二维空间边界，最后求解，得到了车辆控制权分配的计算方程。本研究创新点如下。

(1)使用随机森林回归建立了跟车期间驾驶人能力损失的预测模型。

(2)求解驾驶风险和驾驶能力损失边界阈值，以此分割了安全区域，建立了人机协作下控制权限的切换规则。

(3)建立了过渡阶段的控制权分配模型，实现了控制权柔性切换。

1　模拟跟车驾驶实验和数据采集

1.1　实验设备

实验在由德国WIVW公司开发的SILAB单座驾驶模拟器上完成，模拟器由一个可调节座椅、Logitech G27方向盘踏板操作套件、三联屏幕和音响系统组成，可以提供中等沉浸的驾驶体验。SILABEdit软件可以实现道路场景、交通静态元素和动态车辆的自定义设计。设备可以采集横纵向车速、加速度、跟车距离、方向盘转角、踏板开度等常见的驾驶人操作行为数据和车辆动力学数据，采集频率为60 Hz，模拟器如图1所示。

图1　驾驶模拟器

Fig. 1　Driving simulator

1.2　实验被试

根据以往研究，合理的实验样本是获取可信数据的条件。根据预期的方差、可信度及误差幅度确定所需最小样本计算公式如下：

$$N=Z\sigma^2/E^2 \tag{1}$$

式中：N为最小样本量；Z为标准正态分布统计量；σ^2为标准方差；E^2为误差范围[22]。这里取Z=1.25，σ^2=0.16，E=0.1，所需最小实验样本为25。

共招募38名被试，3人因中途有事或者不适未完成实验。参与者(20名男性和15名女性)的年龄为23～50岁(Mean=27.4，S.D.=6.24)，拥有驾照的时间为2～20年(Mean=5.1，S.D.=4.00)。所有被试应在驾驶实验前24 h内不得饮酒或服用刺激性药物，有8 h以上的充足睡眠时间；没有晕车症状；持有中国机动车驾驶执照。

1.3　实验流程

实验路线为约5 km的城乡道路，双向4车道，相邻车道伴有随机出现的交通流，路段限速80 km/h。驾驶员被要求跟随前方车辆行驶，不允许进行换道或者超车操作。为了增加驾驶的真实性，实验路线并非一条长直线，驾驶人在经过某些交叉路口时需要左、右转弯。实验过程中前方领头车会随机触发不同程度的紧急制动。每位被试按照如下流程参与了实验(见图2)。

驾驶实验共分两组子实验：一组为正常的跟车驾驶，另一组为双任务驾驶。正常驾驶实验中要求驾驶人按照规定的速度要求，像往常一样跟随前车行驶。双任务驾驶要求驾驶员在完成跟车任务的同时执行次要任务。实验工作人员会向参与者提问100以内的数字加减计算题，本实验选择发短信、手持通话的任务执行方式，参与者报告的内容为计算题的答案。

被试到达后，实验人员向他们描述了该实验流程和注意事项，并报告了预期的风险和利益。被试签署了知情同意书，并得到实验仅用于科学研究并保护隐私的承诺。正式实验开始前参与者均完成了10～15 min的适应性驾驶，以熟悉模拟

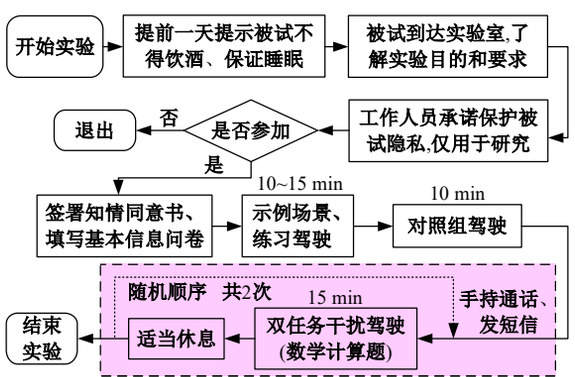


图2　实验流程

Fig. 2　Experimental procedure

器的操作。参与者共计完成3组实验,实验大约持续了45 min。为了尽可能减少被试的学习和记忆效应,双任务实验的顺序是随机的。每组实验中的交通流、道路建筑物景观、前车紧急制动的位置都不是固定的。为了减少驾驶人异质性对实验的影响,防止驾驶人跟车过近或者过远,根据道路安全法规的建议,提醒参与者尽量保持在50~100 m的跟车距离。

1.4 数据描述

研究共获得了35名参与者的实验数据,研究主要针对驾驶人在跟随前车直线行驶的情况,故交叉路口前后150 m内的数据均被剔除。最终,获得了包含自然驾驶数据集和有次任务驾驶的驾驶人跟车数据集,总时长约为330 min。

2 驾驶风险和驾驶人能力损失建模

研究框架如图3所示,部分内容将在下面展开介绍。

2.1 驾驶风险量化模型

以往研究认为,车道偏离风险和纵向碰撞的风险是跟车的主要风险来源[23]。TLC表示车辆以当前速度行驶越过车道线的时间,通常用来表示横向偏离车道的风险。其计算公式为:

$$\mathrm{TLC}=d/v_h \tag{2}$$

式中:d为车辆距离车道线的横向距离,m;v_h为车辆的横向速度,m/s。

TTC是指当前车和自车保持目前的驾驶状态不变时,自车与前车发生碰撞的时间间隔,可描述为:

$$\mathrm{TTC}=l/(v_m-v_f) \tag{3}$$

式中:v_m为自车的速度,m/s;v_f为前车的速度,m/s;l为自车到前车的纵向距离,m。

TTB是指车辆以当前速度行驶时,减速至停车所需的时间,描述为:

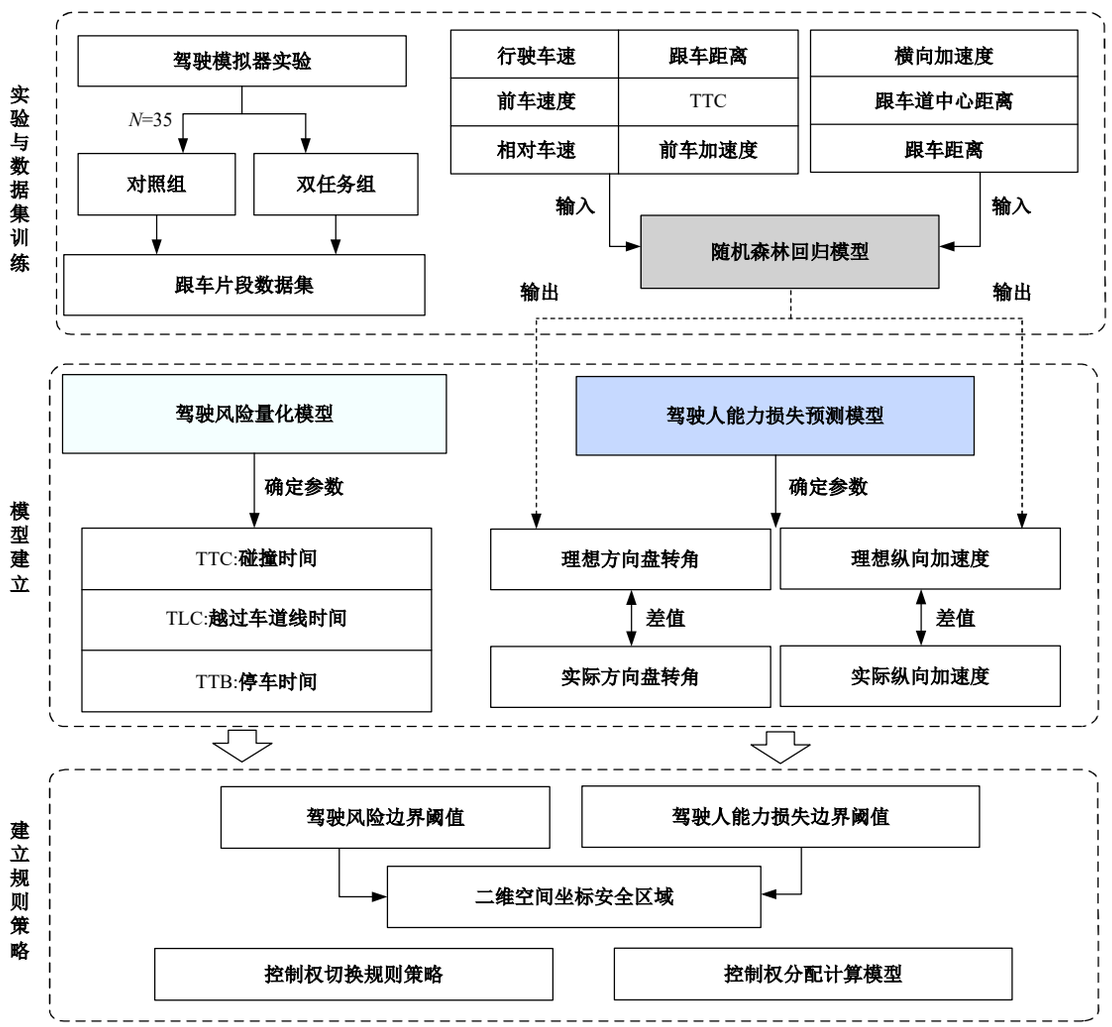


图3 研究技术路线框架

Fig. 3 Research framework

$$\mathrm{TTB}=t_1+t_2+t_3+\left(v_{\mathrm{m}}-\int_{t_1+t_2}^{t_1+t_2+t_3}\left(\frac{a_{\max}}{t_3}\cdot x-\frac{t_1+t_2}{t_3}\cdot a_{\max}\right)\mathrm{d}x\right)/a_{\max} \quad (4)$$

式中：t_1为驾驶人作出决策反应的时间；t_2为开始制动动作的时间；t_3为制动系统产生最大减速的时间，根据以往研究，取$t_1=t_2=t_3=0.3$ s；$a_{\max}$为制动所能产生的最大减速度，根据模拟器的路面附着系数设置，取$a_{\max}=7.5$ m/s^2[24]。

本研究将驾驶风险表示为纵向碰撞风险和横向车道偏离风险的耦合，驾驶风险（Driving risk，DR）为：

$$\mathrm{DR}=1/\mathrm{TLC}+1/\mathrm{TTC}+\mathrm{TTB} \quad (5)$$

DR越小则表明横向和纵向风险越低，行驶状态也越安全。

2.2　驾驶人能力损失模型

参考驾驶能力定义，在与驾驶人面临不同风险环境中能够自我纠正时相比，当面临风险如果驾驶人没有纠正，则表示驾驶人的驾驶能力受到了损失[20]。将加速度和方向盘转角作为描述驾驶人能力损失（Ability loss，AL）的指标，表达了驾驶人校正风险的能力的损失程度，计算公式为：

$$\mathrm{AL}=|a_t-a_{\mathrm{ideal}}|+|s_t-s_{\mathrm{ideal}}| \quad (6)$$

式中：a_t和s_t分别为当前时刻车辆的纵向加速度（m/s^2）和方向盘转角（rad）；a_{ideal}和s_{ideal}分别为当前时刻为确保行车安全其纵向加速度和转向角的理想值。

当某一时刻的驾驶人维持加速度和方向盘转角偏离理想值越大，说明驾驶人能力损失也就越大。因此，接下来就需要确定在给定时刻的加速度和方向盘转角的理想值。

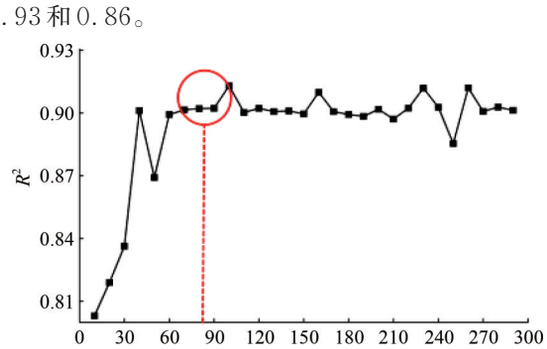
本研究假设被试驾驶人在没有次任务干扰的专注驾驶实验期间，基于自身的可接受风险水平，能够保持较好的跟车绩效表现，被试的驾驶能力损失最小，在不同的跟车车距和行驶车速等水平下，所具有的方向盘转角和加速度大小记为a_{ideal}和s_{ideal}。因此，一种可能的方法是训练一个数据驱动的预测模型，使该模型能够完全学习驾驶人在专注驾驶时的操作行为特征。与传统的回归算法相比，基于机器学习的算法具有准确性更高、适用性更强、适合海量数据计算等优点。在本研究中，将没有次任务的跟车数据按照7∶3分为训练集和测试集，并通过随机森林回归（Random forest regression，RFR）算法建立了两个预测模型，模型输入如表1所示，驾驶人在确保安全应保持的加速度和转向角作为输出，即a_{ideal}和s_{ideal}。

表1　RFR的预测输入变量和预测变量

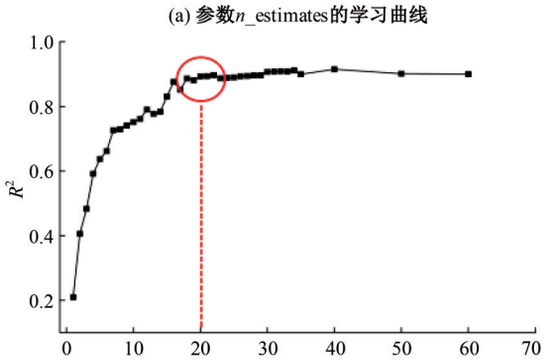
Table 1　Model input variables and predictor variables

预测变量	输入变量
加速度a_{ideal}	纵向速度/(m·s^{-1})
	前车速度/(m·s^{-1})
	相对速度/(m·s^{-1})
	跟车距离/m
	TTC/s
	TTB/s
	前车加速度/(m·s^{-2})
转向角s_{ideal}	横向距离/m
	距离车道中心线距离/m
	跟车距离/m

将随机森林n_estimates和最大深度max_depth作为RFR模型中最重要的模型参数，下面以加速度的预测模型的调参为例。如图4所示，当n_estimates等于80、max_depth等于40时，拟合优度曲线的趋势发生了变化，之后随着n_estimates不断增加，模型的准确性也不再显著提高，而只是在一个较小的范围内波动。按照最大拟合R^2原则，确定RFR的最佳模型参数如表2所示，加速度和方向盘角度回归模型的R^2分别达到了0.93和0.86。



(a) 参数n_estimates的学习曲线



(b) 参数max_depth的学习曲线

图4　参数学习曲线

Fig. 4　Learning curve for RFR

表 2 RFR 模型的最优训练参数

Table 2 Optimal training parameters for the RFR

参数	加速度 a_{ideal}	转向角 s_{ideal}
n_estimates	100	120
max_depth	40	30
criterion	MSE	MSE
R^2	0.93	0.86

2.3 二维空间的控制权区域边界

根据 2.1 和 2.2 节求解得到的结果，S-W 检验表明 DR 服从正态分布，AL 在对数转换后符合正态分布。参考以往研究，使用正态分布的概率密度函数的概念来求解分布变量的安全边界值[17]。例如，求解驾驶风险边界阈值(DR_m)的过程为：

$$DR \sim N(\mu, \sigma^2) \tag{7}$$

$$p\{t \leqslant DR_m\} = F(DR_m) = \int_{-\infty}^{DR} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt \tag{8}$$

式中：μ 为正态分布均值；σ^2 为正态分布偏差。

以 $p\{t \leqslant DR_m\}$ 等于 0.9 为例，通过查找正态分布表，可以计算出 DR_m 等于 1.80。这代表驾驶人在全神贯注保持安全跟车驾驶时所产生的 DR 有 90% 的概率不会超过 DR_m，当某一时刻的 DR 超过了 DR_m 时，说明此时的行驶风险水平已经超出了大多数情形下的风险水平。同理，可以求出临界安全阈值 AL_m 为 1.57。

驾驶区域二维空间如图 5 所示，其中横坐标 x 代表驾驶人能力损失，纵坐标 y 代表行驶风险。将次任务实验采集的跟车数据代入式(5)(6)计算，在整个实验中最大 DR 达到了 9.02、最大 AL 达到 14.09。二维空间被分为安全区域、不安全区域和过渡区域。在安全区域 R_A 中，行驶风险和驾驶人的能力损失均没有超过临界阈值，车辆控制权的值应等于 0；在非安全区域 R_B 中，驾驶风险和驾驶人能力损失均超出了临界阈值，车辆控制权的值应等于 1；而在过渡区域 R_C 和 R_D 中，控制权应由车辆和驾驶人共同分配。

为了确定过渡区域 R_C 和 R_D 的车辆控制权分配策略，下面进一步以区域 R_D 车辆控制权分配策略为例。以当前状态的 DR 和 AL 作为车辆控制权大小主要依据，在点 p_2(1.57, 0)时，AL 恰好超过了临界安全阈值 AL_m，但由于 DR 非常小，此时将车辆控制权的值设为 0.01；在点 p_4(14.09, 0)时，虽然 DR 非常小，但 AL 远远超过了 AL_m，此时将车辆控制权的值设为 0.5；在点 p_1(1.57, 1.80)时，AL 和 DR 均接近临界阈值，此时将车辆控制权的值定为 0.5；在点 p_3(14.09, 1.80)时，DR 已经接近风险临界阈值，AL 也远超出了临界阈值，此时则将车辆控制权的值设为 0.99。

首先，将车辆控制权 $f(x, y)$ 定义为自变量 DR 和 AL 的函数。在 R_D 的纵向维度上，假设在给定时刻，$x \equiv AL_m = 1.57$，$f(AL_m, y)$ 为变量 y

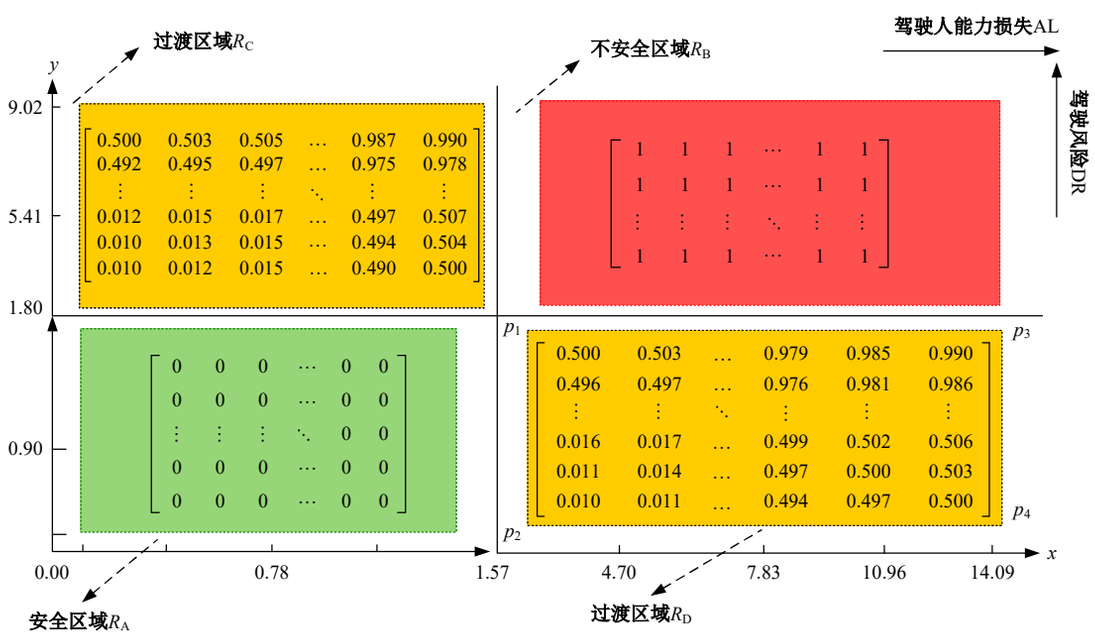


图 5 二维空间驾驶区域和车辆控制权分配矩阵(AL_m=1.57, DR_m=1.80)

Fig. 5 Matrix for the distribution of driving areas and vehicle control in two-dimensional space (AL_m=1.57, DR_m=1.80)

的函数，随着DR的增大，车辆控制权应该单调递增，且增加的速率逐渐上升，即：

$$\begin{cases} f_1(\mathrm{AL_m}, y) = a \cdot y^2 + b \cdot y + c \\ f_1'(\mathrm{AL_m}, y) \geqslant 0,\ f_1''(\mathrm{AL_m}, y) \geqslant 0 \\ f_1(\mathrm{AL_m}, 0) = 0.01,\ f_1(\mathrm{AL_m}, \mathrm{DR_m}) = 0.5 \end{cases} \tag{9}$$

根据上述假设，求解得到$a=0.067\ 9$，$b=0.150$，$c=0.01$。

然后，根据求解得到的$f_1(\mathrm{AL_m}, y)$，使用有限枚举法，求解当$x \equiv \mathrm{AL_m} = 1.57$时，集合$Q\{(x,y) \mid x = \mathrm{AL_m} = 1.57, 0 \leqslant y < \mathrm{DR}_m\}$对应的车辆控制权的一列离散数值，即图5中区域$R_\mathrm{D}$左侧第一列数据点。

接下来，从水平维度分析：给定一个确认的点$p_k(\mathrm{AL_m}, y_k) \in Q$，此时有$y \equiv y_k$，则$f_2(x, y_k)$为$x$的函数，与式(9)类似。

随着驾驶人能力损失增加，车辆控制权应该增加，且上升速率应该越来越快，即满足：

$$\begin{cases} f_2(x, y_k) = a \cdot x^2 + b \cdot x + c \\ f_2'(x, y_k) \geqslant 0, f_2''(x, y_k) \geqslant 0 \end{cases} \tag{10}$$

结合式(9)和式(10)，进行有限次重复解析计算就得到与x(AL)和y(DR)相对应的车辆控制权数据点矩阵(见图5)。

3　结　果

利用人工解析求解车辆控制权离散矩阵后，使用Curve Fitting工具(Matlab)对离散数据进行拟合。本研究选择了多项式拟合，自变量的次数设为3，鲁棒选项设为取消，得到区域R_C和R_D的二元三次方程如下：

$$\begin{aligned} f_\mathrm{C}(x,y) = {} & -0.05 + 0.293x + 0.023y + 0.075x^2 - \\ & 0.07xy + 0.004y^2 - 7.44\mathrm{e}^{-11}x^3 - \\ & 1.1\mathrm{e}^{-4}x^2y + 0.006xy^2 + 5.01\mathrm{e}^{-13}y^3 \\ & (R^2 = 1, \mathrm{SSE} = 0.018\ 9) \end{aligned} \tag{11}$$

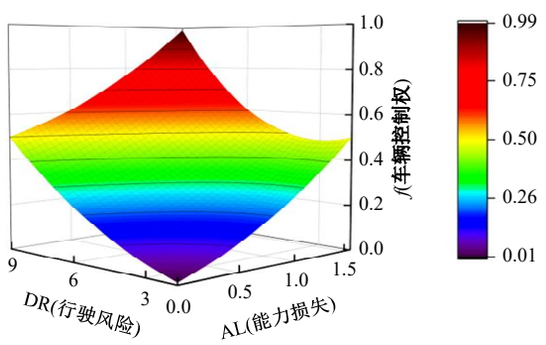
$$\begin{aligned} f_\mathrm{D}(x,y) = {} & -0.027 + 0.017x + 0.209y + 1.4\mathrm{e}^{-3}x^2 - \\ & 0.027xy + 0.06y^2 - 7.19\mathrm{e}^{-14}x^3 + \\ & 1.74^{-3}x^2y + 5.28\mathrm{e}^{-6}xy^2 + 2.4\mathrm{e}^{-5}y^3 \\ & (R^2 = 1, \mathrm{SSE} = 0.039\ 9) \end{aligned} \tag{12}$$

式中：f_C和f_D分别为区域R_C和R_D中的车辆控制权值；x为当前AL的值；y为DR的值。

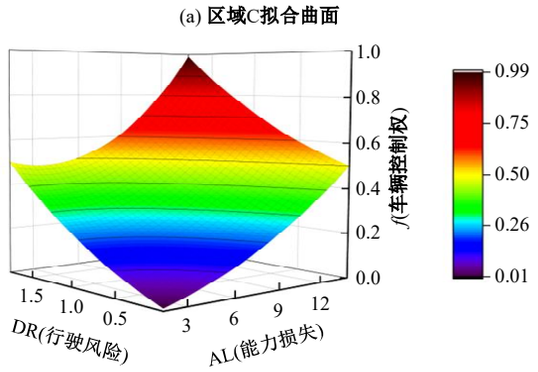
求解得到的R_C和R_D拟合三维曲面如图6所示。在过渡区域中，随着风险和能力损失的增大，行驶状态更加危险，车辆急需介入补偿司机的不足，因此模型计算得到的车辆控制权也随之增大。此外，随着风险和能力损失增大，曲面的上升曲率也逐渐增大，达到了策略设计的初衷，也符合人机协作模式下的实际情况。基于驾驶风险和能力损失的车辆控制权，切换分配策略如下：

$$f(x,y) = \begin{cases} 0, p(x,y) \in R_\mathrm{A} \\ f_\mathrm{C}(x,y), p(x,y) \in R_\mathrm{C} \\ f_\mathrm{D}(x,y), p(x,y) \in R_\mathrm{D} \\ 1,\ p(x,y) \in R_\mathrm{B} \end{cases} \tag{13}$$

接下来，使用双任务驾驶实验的数据对所设计策略进行离线验证，首先通过式(1)～(6)计算出任意给定时刻的AL和DR值，然后将其输入式(13)，最终获得给定的车辆控制权。本研究选择邻近崩溃、碰撞事件和车道偏离作为验证有效性的评价事件。根据设计的车辆控制权分配策略的干预建议，在47次碰撞中，车辆应介入干预41次，遗漏6次。在35次接近碰撞中，建议车辆接管31次，遗漏4次。在27次车道偏离事件中，建议车辆应介入16次。在纵向碰撞中，该模型成功识别大多数行驶风险过高或者驾驶人因能力不足而未采取减速等措施的情况，计算车辆应进行干预的准确率超过87%。



(a) 区域C拟合曲面



(b) 区域D拟合曲面

图6　车辆控制权拟合曲面

Fig. 6　Fitted surfaces for vehicle control authority

本研究统计了所设计策略在面临崩溃事件假设车辆应介入的时刻与模拟驾驶中驾驶人实际动作的时刻(在邻近追尾和碰撞事件中为司机踩下制动踏板的时刻,在车道偏离时间中为司机开始修正方向盘的时刻)差,记为$t_{advance}$。如表3所示,模型对横向车道偏离类型的碰撞风险的辨识效果较差,策略计算干预时刻与驾驶员的行动时刻之间没有明显差异(Wilcoxon符号秩检验,$P>0.05$)。

最后,为了直观展示本文所设计策略的效果,本研究选择了一位参与者的驾驶数据。如图7所示,主纵坐标表示车辆控制权大小,虚线曲线表示跟车距离,虚点画表示制动踏板开度,横轴上方框表示驾驶员采取制动的时刻,圆圈表示所设计策略计算车辆系统介入的时刻。需要说明,控制权值取决于计算得到的AL和DR的值。为了在图中更直观地表达驾驶风险和驾驶员行为操作的关联,绘制了制动踏板位置和与跟车距离变化。为了显示更多的碰撞事件,图7删除了一些无意义的数据,并在横轴上标注了断点,因此一些碰撞事件看起来有些急促。

表3 模型离线验证结果

Table 3 Offline validation results

描述	纵向碰撞	临近纵向碰撞	车道偏离
事件次数/次	47	35	27
干预次数/次	41	31	16
遗漏次数/次	6	4	11
平均$t_{advance}$/s	0.59**	1.03**	0.66
有效率/%	87.2	88.6	59.3

注:**表示$P<0.05$。

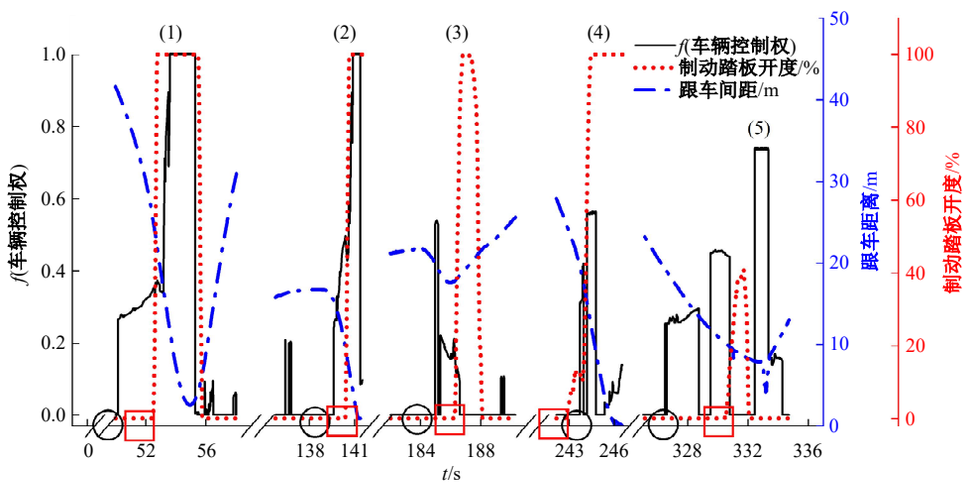


图7 车辆控制权分配策略计算结果(纵向碰撞风险)

Fig. 7 Results of the control authority allocation model (longitudinal collision risk)

如图7所示,在第1、第2和第5次前车制动中,驾驶人没有及时发现危险,该模型能够不断更新控制权限值并调整车辆的干预程度,还建议车辆系统应在驾驶员踩下制动踏板前0.3~1.2 s时介入。但是,在第5次前车制动事件中,与驾驶员踩下制动踏板的时刻相比,模型建议车辆介入的时刻有所延迟。在这次碰撞中,虽然前车进行了紧急制动,但驾驶人迅速轻踩制动踏板,计算得到驾驶人能力损失没有超过临界阈值。直到前车接近减速至停车,由于参与者制动的力度不够,跟车距离进一步快速缩短,模型建议车辆介入的时刻才"姗姗来迟"。在其他非紧急驾驶条件下,也有一个有趣的情况。例如,在第3次碰撞中,当跟车距离缩短驾驶风险增加时,车辆控制权值再次增加,但当驾驶员及时采取制动措施后,模型输出的建议控制权值便立即下降。

另外,本研究选取了参与者的横向车道偏离事件的数据,如图8所示,圆框表示策略模型建议车辆干预的时刻,方框表示驾驶人进行转向修正的动作时刻。模型建议的车辆干预时刻比驾驶员实际采取的纠正动作提前了0.7~1.6 s。然而,在第2次和第4次车道偏离碰撞中,发现模型的干预效果并不理想。结合表3得出结论,模型对横向风险的实时感知效果并不理想。这可能是由于大部分驾驶场景都是车辆跟随,训练集中没有包含丰富的驾驶员方向盘操作数据,RFR模型无法更好地识别横向距离的变化。

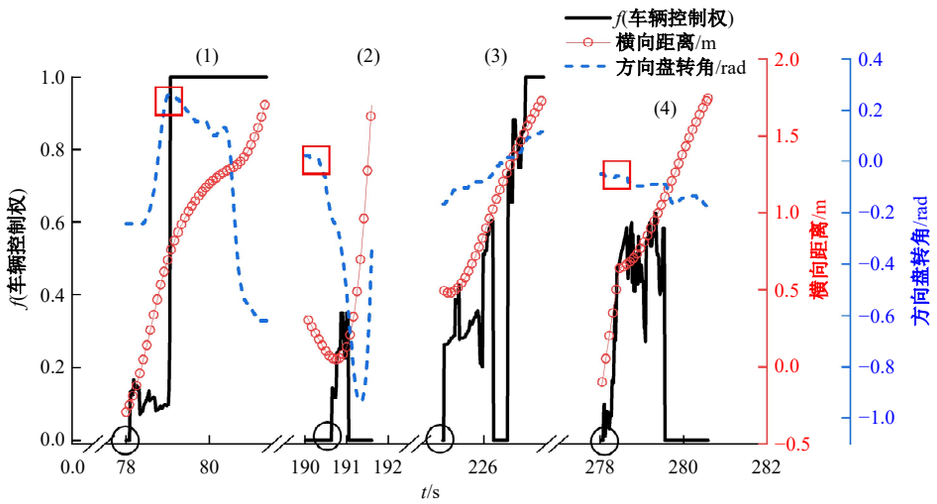


图 8　车辆控制权分配策略计算结果(横向风险)

Fig. 8　Results of the control authority allocation model (lane departure risk)

4　结束语

本研究使用驾驶模拟器开展了跟车实验,设计了次任务来模拟驾驶人能力不足的状态,利用前车随机制动制造了风险冲突事件。研究重点讨论了除单纯由驾驶人控制或者车辆系统控制外,过渡区域共享控制权的情况。本研究设计的人机权限分配策略能根据驾驶风险和驾驶人操作状态输出 0～1 的车辆控制权值,完善了驾驶人与机器之间控制权"非柔性"切换的问题。事后离线验证表明,对纵向碰撞,所设计的模型建议车辆在驾驶员刹车前 0.2～2.2 s 输出干预的建议,模型成功识别车辆应介入比率接近 90%。然而,模型面临横向车道偏离风险的识别效果不佳,在所有的车道偏离事件中,模型建议车辆介入的比率仅为 59%。

本研究存在部分不足。首先,参加实验的被试驾驶人主要是年轻人,这可能无法反映各年龄段的驾驶人特征。其次,本实验所包含的驾驶工况和驾驶场景与实际驾驶环境相比仍不够丰富,没有对不同工况、不同场景的行驶数据进行对比和效果验证。所采集数据样本量也较小,求解得到驾驶风险和驾驶人能力损失临界阈值是固定值,没有考虑驾驶人异质性和其他复杂因素的影响,导致该模型的迁移性和泛化性有限。最后,本研究主要针对跟车场景进行设计,仅从理论层面初步设计了一种人机控制权限分配策略方案,没有从车辆底层控制层面建立具体有效的车辆动力学控制算法。因此,该模型策略仍处于基本理论验证阶段,未用真实车辆进行在环开发验证。

参考文献:

[1] Bassani M, Catani L, Hazoor A, et al. Do driver monitoring technologies improve the driving behaviour of distracted drivers? A simulation study to assess the impact of an auditory driver distraction warning device on driving performance[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2023, 95: 239-250.

[2] You F, Zhang J, Zhang J, et al. A novel cooperation-guided warning of invisible danger from AR-HUD to enhance driver's perception[J]. International Journal of Human-Computer Interaction, 2024, 40(8): 1873-1891.

[3] Yu Z, Xu G, Jiang K, et al. Constructing the behavioral sequence of the takeover process—TOR, behavior characteristics and phases division: a real vehicle experiment[J]. Accident Analysis & Prevention, 2023, 186: No. 107040.

[4] Huang C, Naghdy F, Du H, et al. Review on human-machine shared control system of automated vehicles[C]//2019 3rd International Symposium on Autonomous Systems (ISAS), Shanghai, China, 2019: 47-51.

[5] Sanders D A, Gegov A, Tewkesbury G E, et al. Sharing driving between a vehicle driver and a sensor system using trust-factors to set control gains[C]// Intelligent Systems and Applications: Proceedings of the 2018 Intelligent Systems Conference, London, UK, 2019: 1182-1195.

[6] Noh S, An K, Han W. Situation assessment and be-

havior decision for vehicle/driver cooperative driving in highway environments[C]// 2015 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, Gothenburg, Sweden, 2015: 626-633.

[7] Yue M, Fang C, Zhang H, et al. Adaptive authority allocation-based driver-automation shared control for autonomous vehicles[J]. Accident Analysis & Prevention, 2021, 160: No. 106301.

[8] Wang Z, Suga S, Nacpil E J C, et al. Adaptive driver-automation shared steering control via forearm surface electromyography measurement[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(4): 5444-5453.

[9] Benloucif M A, Sentouh C, Floris J, et al. Online adaptation of the level of haptic authority in a lane keeping system considering the driver's state[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2019, 61: 107-119.

[10] Goodarzi A, Ghajar M. Integrating lane-keeping system with direct yaw moment control tasks in a novel driver assistance system[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part K: Journal of Multi-body Dynamics, 2014, 229(1): 16-38.

[11] Ko S, Langari R. Shared control between human driver and machine based on game theoretical model predictive control framework[C]// 2020 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, Boston, USA, 2020: 649-654.

[12] Zhang W, Zhao Y, Zhang X, et al. Shared control for lane keeping assistance system based on multiple-phase handling inverse dynamics[J]. Control Engineering Practice, 2019, 93: No. 104182.

[13] Yang L, Yue M, Zhang H, et al. Toward hazard reduction of road vehicle after tire blowout: a driver steering assist control strategy[C]// 2019 Chinese Control Conference, Guangzhou, China, 2019: 6600-6605.

[14] Liang J, Lu Y, Feng J, et al. Robust shared control system for aggressive driving based on cooperative modes identification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023, 53(11): 6672-6684.

[15] 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): 2002-2015.

[16] 刘芳, 朱天贺, 苏卫星, 等. 基于高斯隐马尔可夫模型的人机共享控制区域化决策算法[J]. 电子学报, 2022, 50(11): 2659-2667.
Liu Fang, Zhu Tian-he, Su Wei-xing, et al. Regionalized decision algorithm for human-machine shared control based on gaussian hidden Markov model[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(11): 2659-2667.

[17] Tang F, Gao F, Wang Z. Driving capability-based transition strategy for cooperative driving: from manual to automatic[J]. IEEE Access, 2020, 8: 139013-139022.

[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: 吉林大学汽车工程学院, 2020.
Sun Bo-hua. Research on personalized shared control considering driver's driving capability and style[D]. Changchun: College of Automotive Engineering, Jilin University, 2020.

[19] Li X, Wang Y. Shared steering control for human-machine co-driving system with multiple factors[J]. Applied Mathematical Modelling, 2021, 100: 471-490.

[20] 徐江. 基于驾驶能力的人机共驾接管策略研究[D]. 重庆: 重庆大学机械与运载工程学院, 2019.
Xu Jiang. Study on driver capability based take-over strategy of cooperative driving system[D]. Chongqing: School of Mechanical and Transportation Engineering, Chongqing University, 2019.

[21] Liu F, Zhu T, Su W. Servo-level human - machine shared control flexible strategy based on driving ability, status and regionalized environmental risk[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(3): 4418-4436.

[22] Bausell R B, Li Y. Power Analysis for Experimental Research: a Practical Guide for the Biological, Medical and Social Sciences[M]. London: Cambridge University Press, 2002.

[23] Wang H, Gu M, Wu S, et al. A driver's car-following behavior prediction model based on multi-sensors data[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2020, 2020(1): 1-12.

[24] Kudarauskas N. Analysis of emergency braking of a vehicle[J]. Transport, 2007, 22(3): 154-159.