

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

刘 芳¹, 朱天贺¹, 苏卫星¹, 刘 阳²

(1. 天津工业大学天津市自主智能技术与系统重点实验室, 天津 300387; 2. 华晨宝马汽车有限公司整车开发部, 辽宁沈阳 110098)

摘 要: 针对伺服级共享控制决策中权衡安全性、干预度与驾驶体验的问题, 提出基于高斯隐马尔可夫模型(Gaussian Hidden Markov Model, GHMM)的人机共享控制区域化决策算法. 此算法利用高斯分布函数表征驾驶人的实时相对驾驶能力; 利用区域化的高斯矢量环境风险场量化模型表征不同环境区域的环境风险值以及其模糊风险等级; 最后综合驾驶人绝对能力、驾驶状态以及环境风险实现人机共享控制中控制权的高可靠、合理分配. 实验表明, 本文提出的人机共享区域化决策模型能够在考虑驾驶人相对能力及环境风险源所在方位的基础上给予较为合理的控制权柔性分配方案, 有效降低风险至智能驾驶模型可控范围内.

关键词: 人机共驾; 柔性驾驶控制权分配; 行车风险场; 驾驶人能力评价; 隐马尔可夫模型; 矢量风险场

中图分类号: TP391.41; U491.25 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2022)11-2659-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20211438

Regionalized Decision Algorithm for Human-Machine Shared Control Based on Gaussian Hidden Markov Model

LIU Fang¹, ZHU Tian-he¹, SU Wei-xing¹, LIU Yang²

(1. Tianjin Key Laboratory of Autonomous Intelligence Technology and Systems, Tiangong University, Tianjin 300387, China;

2. BBT-E-6 Complete Vehicle, BMW Brilliance Automotive Ltd., Shenyang, Liaoning 110098, China)

Abstract: To address the problem of trade-off between safety, intervention and driving experience in servo-level shared control decision-making, a regionalized human-machine shared control decision algorithm based on Gaussian hidden Markov model(GHMM) is proposed. In this algorithm, Gaussian distribution function was applied to characterize the real-time relative driving ability of the driver and regionalized Gaussian vector risk field quantification model was applied to characterize the environmental risk and fuzzy risk levels in different regions. Finally the human-machine shared control decision integrated driver's absolute ability, driving state and environmental risk to achieve a highly reliable and reasonable allocation of control right. The experiments show that regionalized human-machine shared control decision algorithm proposed in this paper can give a more reasonable flexible allocation scheme of control right based on the relative ability of drivers and the orientation of risk sources, and effectively reduce the risk within the controllable range of the intelligent driving model.

Key words: man-machine shared driving; flexible driving control distribution; driving risk field; driving ability evaluation; hidden Markov model; vector risk field

1 引言

辅助驾驶已经成为智能汽车的标配, 但开放场景下仍然存在安全可靠等问题^[1,2]. 因此在“双驾驶人”环境下, 驾驶权的可靠性与合理分配对智能汽车驾驶安

全至关重要.

人机共享控制分为任务级共享控制和伺服级共享控制^[3]. 研究发现在驾驶安全方面伺服级共享控制相对于任务级共享控制更具有积极作用^[4]. 目前研究取

收稿日期: 2021-10-20; 修回日期: 2022-03-31; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家重点研发计划(No.2021YFB2501800); 天津市研究生科研创新项目(No.2021YJS02S17); 国家自然科学基金(No.61802280, No.61806143, No.61772365, No.41772123); 天津市技术创新引导专项(基金)(No.21YDTPJC00130)

得了诸多成果^[5-10]:文献[5]提出一种以车辆偏航误差为输入,期望控制为输出的自适应辅助调节控制算法.文献[6]提出一种根据偏差评估以及风险势态评估实现驾驶权系数的模糊调整算法.文献[7]提出一种基于非合作模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)的智能汽车人机共驾策略.同年 SENTOUCH C 提出基于李雅普诺夫的闭环系统保证驾驶人-车辆系统稳定^[8].文献[9]提出一种根据偏差给出期望转向角的共享控制策略.文献[10]提出了基于策略偏差的人机共驾切换模型(Flexible Control-Transition Model, FCTM).从现有研究可见存在以下问题:并未考虑驾驶人的特异性(特异性指具有不同驾驶能力的驾驶人应对同一驾驶风险实现不同程度修正的能力),因此易产生过度干预或欠干预的弊端,降低人机交互舒适性.没有细化周围环境风险.实际上驾驶人对不同区域风险的警觉和应对能力是不同的,笼统考虑环境风险并不合理.

因此,本文实现综合考虑周围环境风险、驾驶能力、车辆状态及驾驶舒适性等多因素提出基于高斯隐马尔可夫模型(Gaussian Hidden Markov Model, GHMM)的伺服级共享控制人机共驾区域化柔性决策方法.

2 智能驾驶模型驾驶下的周围环境区域化风险场量化模型

2.1 周围环境风险场量化模型

本文采用行车风险场^[11,12]来量化环境风险,这里将环境风险定义为交通单元风险量与距离、相对运动状态以及交通规则对风险的修正.

交通单元风险量 表征行车风险场中的交通单元受碰撞程度以及碰撞损坏程度^[13]:

$$R = T_{\text{veh}} \left(m_{\text{veh}} + \frac{1}{2} m_{\text{veh}} v^2 \frac{2k_1}{v_{\text{limit}}^2} \right) \quad (1)$$

式(1)中, T_{veh} 为车辆系数,包括类型和装载系数; m_{veh} 为交通单元质量; v 为车速; k_1 为修正系数,此处 $k_1 = 0.1$; v_{limit} 为限速值.

距离风险修正^[14] 交通单元 j 对交通单元 i 的距离风险修正 $R_{d,ji}$:

$$R_{d,ji} = \frac{1}{d_{ji}^{k_2} |d_{ji}|} \quad (2)$$

式(2)中, d_{ji} 为 j 交通单元到 i 交通单元的距离矢量; k_2 为修正系数且 $k_2 = 1$.

相对运动状态风险修正^[10] 交通单元 j 对交通单元 i 的运动状态风险修正 $R_{\text{mot},ji}$:

$$R_{\text{mot},ji} = \exp \left(\left| \mathbf{v}_r \right| \cos \theta \right) \quad (3)$$

式(3)中, $\mathbf{v}_r = \mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i$ 是交通单元 j 与交通单元 i 的相

对速度矢量; θ 为相对速度矢量 \mathbf{v}_r 与距离矢量 \mathbf{d}_{ji} 夹角.

交通规则风险修正^[10] 定义交通规则风险修正 R_{lm} :

$$R_{\text{lm}} = \begin{cases} T_{\text{lm}} \cos \left(\left| \mathbf{d}_p \right| \frac{\pi}{3w_{\text{road}}} \right), & \left| \mathbf{d}_p \right| > \frac{w_{\text{road}}}{2} \\ 1, & \left| \mathbf{d}_p \right| \leq \frac{w_{\text{road}}}{2} \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中, T_{lm} 为交通单元间车道线类型系数, $T_{\text{lm}} = 1$ 时为虚线, $T_{\text{lm}} = 0$ 时为实线. \mathbf{d}_p 为交通单元到车道线的距离矢量; w_{road} 为车道宽度.

综合式(1)~(4),得到交通单元 j 对交通单元 i 的总风险 R_{ji}^* :

$$R_{ji}^* = \frac{R_j}{R_i} E_{ji} \quad (5)$$

式(5)中, $E_{ji} = R_{d,ji} R_{\text{mot},ji} R_{\text{lm}}$; R_i 及 R_j 为利用式(1)计算的交通单元 i 及 j 的交通单元风险量.

2.2 区域化风险场量化模型

驾驶人在驾驶过程中注意力较为集中于前方视野范围内,而对于来自于后方的风险源较不敏感^[10].因此,本文将主交通单元周围分成6个区域:正前、正后、右前、左前、右后及左后区域.并利用 highD 公开数据集^[15]依据式(5)建立六区域的周围环境区域化量化风险场.具体过程如下:

以某交通单元为主交通单元 i ,取以主交通单元 i 为圆心半径为 D_i m 的圆 ($D_i = k_3 |v_i|$, k_3 为系数)内所有无遮挡风险源(即其他交通要素),并将圆划分为6个区域.在每个区域内,计算总量化风险场如式(6).

$$S_k = \sum_{j=1}^{n_k} |R_{ji}^*| \quad (6)$$

式(6)中, S_k 为第 k 个区域的总量化风险场, $k = 1, 2, \dots, 6$; n_k 为第 k 个区域的风险源数量; $|R_{ji}^*|$ 为交通单元 j 对交通单元 i 的总量化风险.进一步计算 highD 数据集中所有样本的6区域总量化风险场,形成统计图如图1所示.

图1中对区域化后的风险场值进行了对数处理增大边缘数据的敏感度.红线为量化风险场统计的高斯拟合函数曲线.可以看出6个区域风险场均服从高斯分布,且分布函数参数如表1所示.本文以上述高斯拟合函数模型作为智能驾驶模型驾驶下的周围环境区域化量化风险场模型.

这里需要说明:训练智能驾驶模型的数据量决定上述周围环境区域化量化风险场模型客观性.数据样本越多,风险场模型越精确.上述区域化量化风险场模型的建立是基于所有交通单元样本在不同区域风险场量化值相互独立的假设.

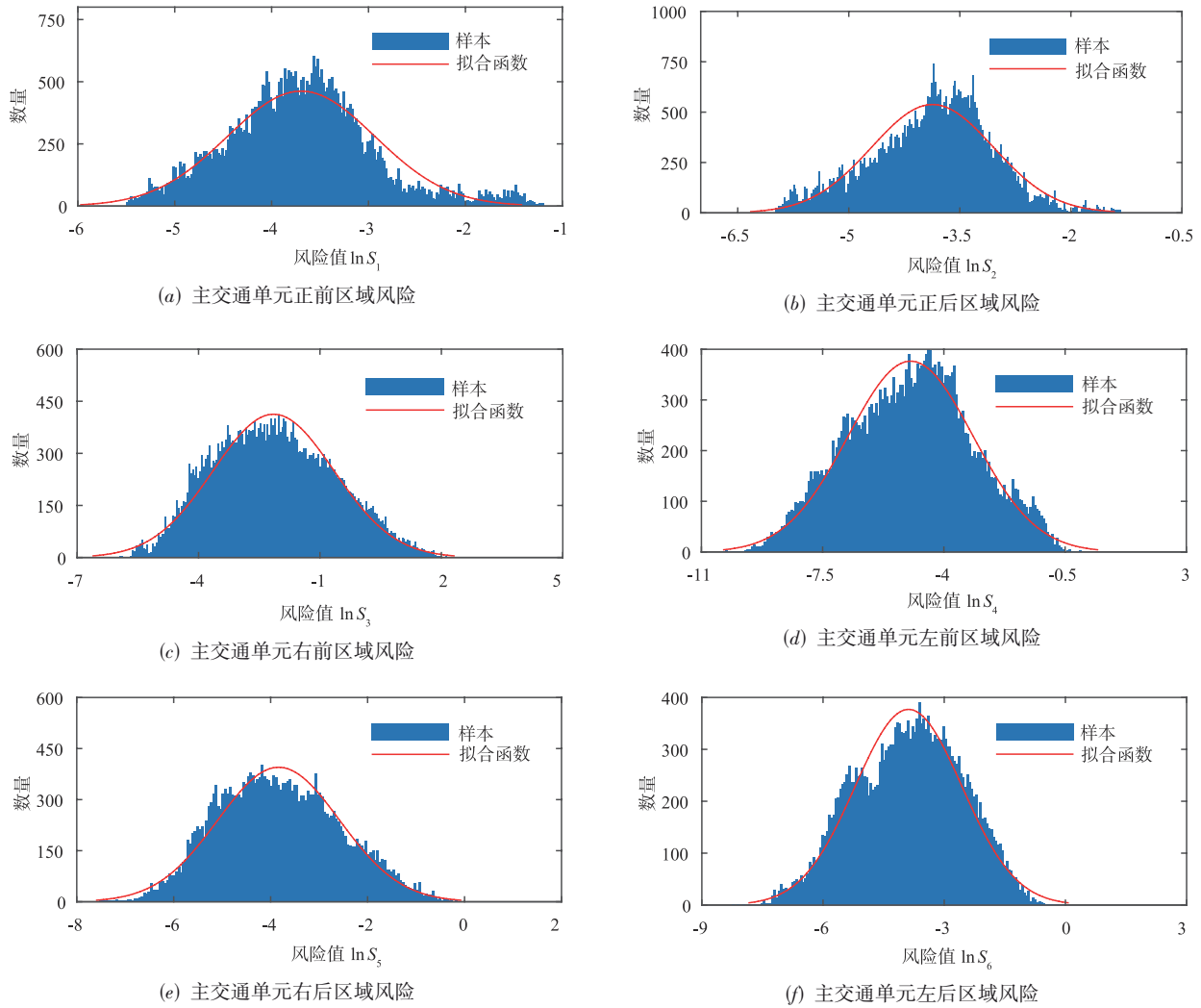


图1 主交通单元区域化风险场统计分布图

表1 周围环境区域化风险场量化模型参数

参数\区域	正前区域 $\ln S_1$	正后区域 $\ln S_2$	右前区域 $\ln S_3$	左前区域 $\ln S_4$	右后区域 $\ln S_5$	左后区域 $\ln S_6$
μ	-3.6949	-3.8689	-2.1461	-4.9595	-3.8348	-3.8828
σ	0.7607	0.8216	1.4917	1.8057	1.2565	1.3218

3 驾驶人实时相对驾驶能力评价模型

3.1 驾驶能力量化模型

本文认为驾驶人驾驶能力评价问题属于相对问题. 因此, 首先关注驾驶人个体, 实现驾驶人个体驾驶能力量化.

车辆行驶状态是驾驶人驾驶能力的直观体现形式^[16]. 本文选取车辆行驶状态如表2表征驾驶人的驾驶能力. 采用主观基于群组决策的网络层次分析法与客观熵权法相结合的方式^[17,18]实现驾驶人个体驾驶能

力量化.

表2 车辆行驶状态指标

车辆纵向行驶状态	车辆横向行驶状态
速度标准差 Std_v	横向位置偏移量标准差 Std_d
加速度标准差 Std_a	方向盘转角熵 SE
跟车距离标准差 Std_{DHW}	方向盘转角频率 TF
车头时距 THW	

(1) 采用基于群组决策的网络层次分析法进行主观量化. 第 i 位专家评价矩阵 M_{scor}^i 的一致性检验:

$$C^i = \frac{I^i}{R} \quad (7)$$

式(7)中, $R = 0.4007$; $I^i = \frac{\lambda_{\text{max}}^i - m}{m - 1}$, λ_{max}^i 为评价矩阵的最大特征值, 其特征向量为 $W^i = [W_1^i, \dots, W_m^i]$, m 为评价矩阵维度. 当 $C^i \leq 0.1$ 时通过一致性检验. 则第 i 位专家的归一化评价权值 δ_a^i 为 $\delta_a^i =$

$$\left(\frac{W_1^i}{\sum_{j=1}^m W_j^i}, \frac{W_2^i}{\sum_{j=1}^m W_j^i}, \dots, \frac{W_m^i}{\sum_{j=1}^m W_j^i} \right) = (\delta_{a1}^i, \delta_{a2}^i, \dots, \delta_{am}^i)$$

(2) 采用熵权法^[19]进行客观量化. 各指标权重值 $\delta_b = [\delta_{b1}, \dots, \delta_{bj}, \dots, \delta_{bm}]$ 计算如下:

$$\delta_b = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^m w_j} \quad (8)$$

式(8)中, w_j 为差异系数且 $w_j = 1 - e_j$; 第 j 个指标的信息熵 e_j 计算如下:

$$e_j = -\frac{1}{\ln N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{x'_{kj}}{\sum_{k=1}^N x'_{kj}} \ln \frac{x'_{kj}}{\sum_{k=1}^N x'_{kj}} \right) \quad (9)$$

式(9)中, x'_{kj} 为极差法标准化数据; N 为样本数量.

(3) 计算主客观混合权重. 公式如下:

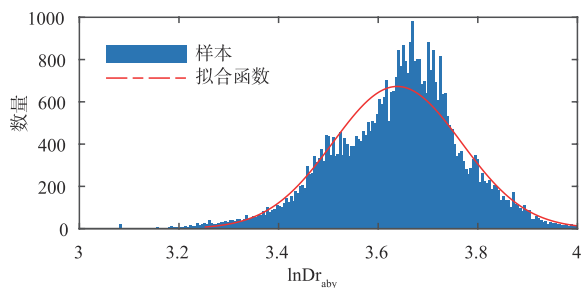
$$\delta = \frac{1}{n_{\text{expert}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{expert}}} (\delta_a^i + \delta_b^i) / 2 \quad (10)$$

式(10)中, n_{expert} 为专家人数; 至此, 驾驶人驾驶能力:

$$\text{Dr}_{\text{aby}} = \delta \cdot \mathbf{V}_f^T \quad (11)$$

式(11)中,

$$\mathbf{V}_f = [\text{Std}_v, \text{Std}_a, \text{Std}_{\text{DHW}}, \text{THW}, \text{Std}_d, \text{SE}, \text{TF}]$$



(a) 驾驶能力统计分布

3.2 驾驶人实时相对驾驶能力评价模型

利用上述驾驶人个体驾驶能力模型中式(11)量化 highD 数据集中的样本, 并形成分布统计图如图 2(a) 所示, 其中红线为依据驾驶能力量化样本拟合的高斯函数; 从图 2(b) 可知: 高斯函数的累积函数能较好地拟合样本统计的累积函数. 因此驾驶人群体的驾驶能力服从高斯分布. 其分布函数参数如表 3 所示.

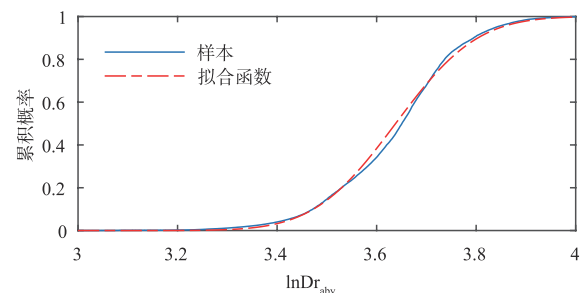
表 3 驾驶人能力拟合参数

参数\驾驶人能力 $\ln \text{Dr}_{\text{aby}}$	驾驶人能力 $\ln \text{Dr}_{\text{aby}}$
μ	3.6381
σ	0.1289

4 考虑驾驶能力与环境风险的人机共享控制区域化决策

4.1 考虑驾驶能力与环境风险的人机共享控制区域化总体策略

根据高斯函数标准差划分图 1 风险场分布和图 2 驾驶能力分布为五个等级 $\pi(1), \dots, \pi(5)$. 图 3 中, $[S_1, S_2, \dots, S_6]$ 为六个区域的总量化风险场; $[P_1, P_2, \dots, P_6]$ 为 $[S_1, S_2, \dots, S_6]$ 基于表 1 周围环境区域化风险场量化模型参数得到的概率值; 概率越大, 风险越大. Dr_{aby} 为驾驶能力量化值; P_{Dr} 为基于表 3 的驾驶人能力拟合参数得到的概率值, 即相对驾驶能力.



(b) 驾驶能力累积函数

图 2 驾驶人能力统计分布图及累积函数图

取 $P(k) = \max(P_1, P_2, \dots, P_6)$ 为重点应对风险, 其对应的 $\ln S$ 为重点应对风险值, 其中 k 表示区域. 查表 4 确定人机共享控制总体策略.

4.2 基于 HMM 的人机共享控制区域化策略

在隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 中, 隐马尔可夫链通过 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{N_s \times N_s}$ 描述状态转换, 其中, $a_{ij} = P(S_t = j | S_{t-1} = i)$, $i, j \in S_s$, S_s 为状态集合; N_s 为隐状态数. 本文用 \mathbf{A} 描述控制权的转换, 因此,

$S_s = \{1, 2\}$, 其中, 1 表示驾驶人获得主控制权, 2 表示智能驾驶模型获得主控制权; HMM 通过初始状态概率 $\pi_j = P(S_1 = j)$, $j = 1, \dots, N_s$ 和观测概率矩阵 $\mathbf{B} = (b_j)_{N_s \times N_o}$ 描述观测值与状态之间的概率关系, 其中 $b_j = P(O_t | S_t = j) \in O_o$, O_o 是观测值集合, N_o 为 O_o 的元数, O_t 是 t 时刻的观测值.

智能驾驶模型能够借助感知设备来避免驾驶人由于视觉盲区或自身状态等原因造成的错误决策. 所以在高风险时倾向于信任智能驾驶模型, 以此保证环境风险

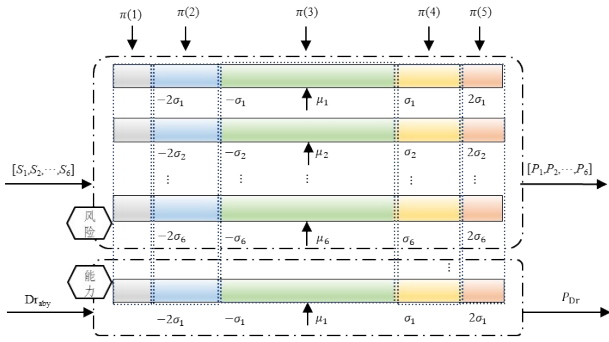


图3 环境风险与驾驶能力的高斯分布划分

表 4 人机共享控制总体策略

	$P(k) \in \pi(1)$	$P(k) \in \pi(2)$	$P(k) \in \pi(3)$	$P(k) \in \pi(4)$	$P(k) \in \pi(5)$
$P_{Dr} \in \pi(1)$	HMM 决策	HMM 决策	智能模型	智能模型	智能模型
$P_{Dr} \in \pi(2)$	HMM 决策	HMM 决策	HMM 决策	智能模型	智能模型
$P_{Dr} \in \pi(3)$	驾驶人	HMM 决策	HMM 决策	HMM 决策	智能模型
$P_{Dr} \in \pi(4)$	驾驶人	驾驶人	HMM 决策	HMM 决策	HMM 决策
$P_{Dr} \in \pi(5)$	驾驶人	驾驶人	驾驶人	HMM 决策	HMM 决策

保持在智能驾驶模型可控范围内. 据此, 观测概率矩阵:

$$B = [1 - \gamma(k)P(k), \gamma(k)P(k)]^T \quad (12)$$

式(12)中, $\gamma(k)$ 为与区域 k 有关的系数.

基于 Viterbi^[20]算法给出 t 时刻控制权分配系数:

$$\lambda_t = \frac{a_{i1}(1 - \gamma(k)P(k))}{a_{i2}\gamma(k)P(k) + a_{i1}(1 - \gamma(k)P(k))} \quad (13)$$

式(13)中, λ_t 为控制权分配系数, t 为时间.

伺服级共享控制实际输出量:

$$u_s = (1 - \lambda_t)u_c + \lambda_t u_h \quad (14)$$

式(14)中, u_s 为实际生效的控制量; u_h 为驾驶人输入控制量; u_c 为智能驾驶模型输入控制量.

4.3 基于区域、绝对驾驶能力的共享控制修正

驾驶人在驾驶过程中注意力较集中于前方区域, 对于后方区域的风险源较不敏感. 因此这里设定 6 个区域系数 $\gamma(k)$ 为 $[0.7, 1, 0.9, 0.8, 1.1, 1.2]$, 其中 k 表示主交通单元周围划分的 6 区域序号. HMM 状态转移矩阵 A 更新方式:

$$[\Phi_{ij}(t), j] = \max(a_{i1}(1 - \gamma(k)P(k)), \dots, a_{i2}\gamma(k)P(k)) \quad (15)$$

$$A = \begin{cases} \begin{pmatrix} ra_{11} + (1-r)\lambda_t & ra_{12} + (1-r)(1-\lambda_t) \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}, i=1 \\ \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ ra_{21} + (1-r)\lambda_t & ra_{22} + (1-r)(1-\lambda_t) \end{pmatrix}, i=2 \end{cases} \quad (16)$$

式(16)中, $\Phi_{ij}(t)$ 下标 i, j 为 $t-1$ 及 t 时刻的主控制权; t 为时间; $\max(\cdot)$ 为取向量中最大值同时取其所在位置 $j \in S_s$ 作为 t 时刻的主控制权. r 为遗忘因子.

从式(15)和式(16)可知, 绝对驾驶能力较好的驾

驶人在长期驾驶中能够更多的掌握驾驶主动权, 即其状态转移矩阵中 a_{11}, a_{21} 较 a_{12}, a_{22} 更大. 因此, 状态转移矩阵能够体现驾驶人长期稳定的绝对驾驶能力, 并通过式(13)来实时修正人机共享控制决策分配系数.

5 试验分析与比较

本文在 Matlab 软件平台下从试验分析和比较分析两方面进行算法有效性和优势试验仿真.

5.1 试验分析

从以上对于本文提出的人机共享控制区域化决策描述可知, 其并未对智能驾驶模型的控制方式进行限制. 因此避免了传统基于控制偏差思想^[6-9]的人机共享控制决策算法受限于智能控制模型控制方式的问题.

试验验证部分分为三个场景; 且选取拟人效果优异的纵向控制模型^[21](Longitudinal Control Model, LCM)作为智能驾驶模型, 即认为主交通单元以纵向控制策略应对不同区域风险源不做横向变道避让. LCM 为

$$\begin{cases} a(t) = a_{\max} \left(1 - \left(\frac{v(t)}{v'} \right) - e^{-1 - \frac{s(t)}{s'(t)}} \right) \\ s'(t) = \frac{v(t)}{2b_{\max}} - \frac{v_f(t)}{2B_{\max}} + v'\tau + l \end{cases} \quad (17)$$

式(17)中 t 为时间, $a(t)$ 为纵向控制模型输出的加速度; a_{\max} 为车辆最大起步加速度; $v(t)$ 为车速; v' 为期待速度; $s(t)$ 为车间距; $s'(t)$ 为期待车间距; b_{\max} 为驾驶人能给出的最大减速度; B_{\max} 为前车的最大减速度; $v_f(t)$ 为前车车速; τ 为驾驶人反应时间; l 为车长.

提取 highD 数据集中驾驶数据代表驾驶人行为, 其驾驶能力如表 5 所示; LCM 参数如表 6 所示.

表 5 驾驶人相对驾驶能力

1号驾驶人	2号驾驶人	3号驾驶人	4号驾驶人
0.65	0.14	0.89	0.38

场景 1 风险源位于左前、正前区域

1号驾驶人驾驶能力 $P_{Dr} \in \pi(3)$, 风险源位于左前区域及正前区域即 $P(k) = P_4, P_1$ 且 $P(k) \in \pi(4)$. 即前车切入场景. 人机共享控制对比如图 4 所示.

图 4(a)中 3 s 前驾驶人驾驶权逐渐降低, 原因在于图 4(b)中风险源产生的风险增加, 即图 4(c)风险源缓慢提速; 图 4(b)在 3 s 左右风险源切入导致风险增大, 但位于正前区域 $\gamma(k)$ 相对于左前区域 $\gamma(k)$ 较低, 故驾驶人驾驶权并未明显下降.

对比图 4(a)与图 4(c), 1~3 s 左前区域风险源提速并靠近, 共享控制权做出调整, 但由于 LCM 模型不具备横向避让能力, 因此图 4(b)风险并未降低. 若此共享控制权调整应用于横向控制模型, 则可以实现有效避让以降低风险. 以此证明: 本文提出的人机共享控制决策

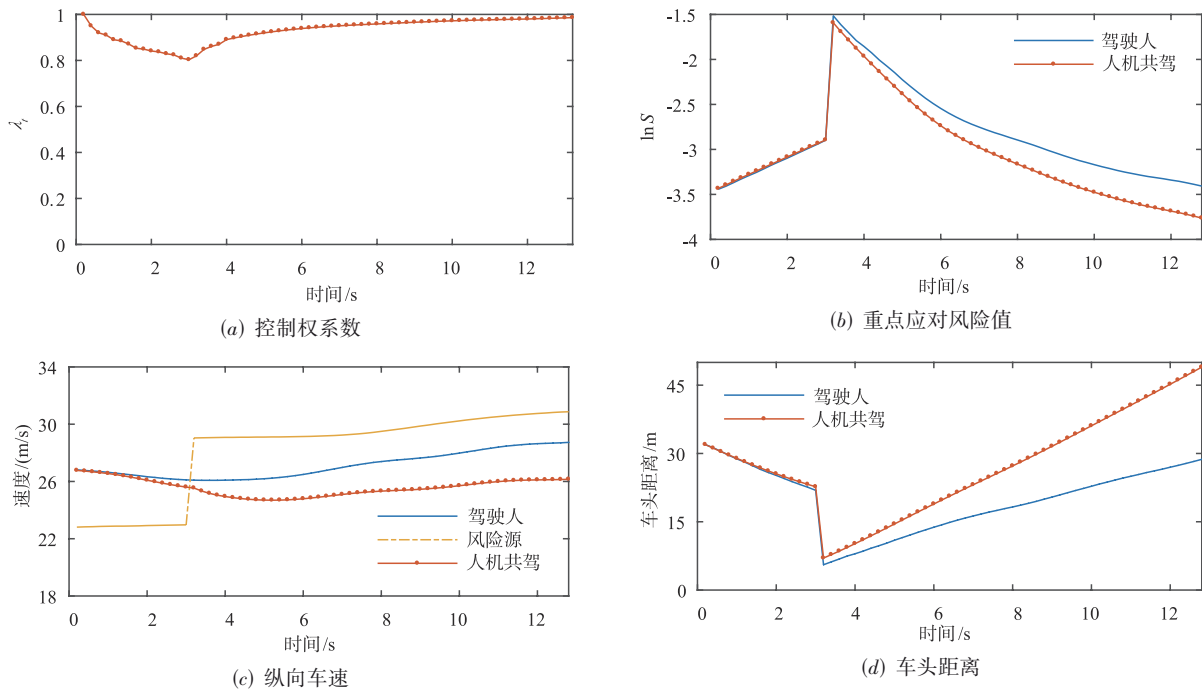


图4 场景1人机共驾

算法独立于智能驾驶模型.

表6 智能驾驶模型系数

$v'/(km \cdot h^{-1})$	$b_{max}/(m \cdot s^{-2})$	$B_{max}/(m \cdot s^{-2})$	$a_{max}/(m \cdot s^{-2})$	τ/s	l/m
80	3	5	4	0.11	3.84

场景2 风险源位于右前、正前区域

2号驾驶人驾驶能力 $P_{Dr} \in \pi(2)$, 风险源位于右前区域 $P(k)=P_3$ 且 $P(k) \in \pi(3)$, 正前区域 $P(k)=P_1$ 且 $P(k) \in \pi(4)$. 即右前车切入且在正前区域紧急制动场景. 人机共享控制对比结果如图5所示.

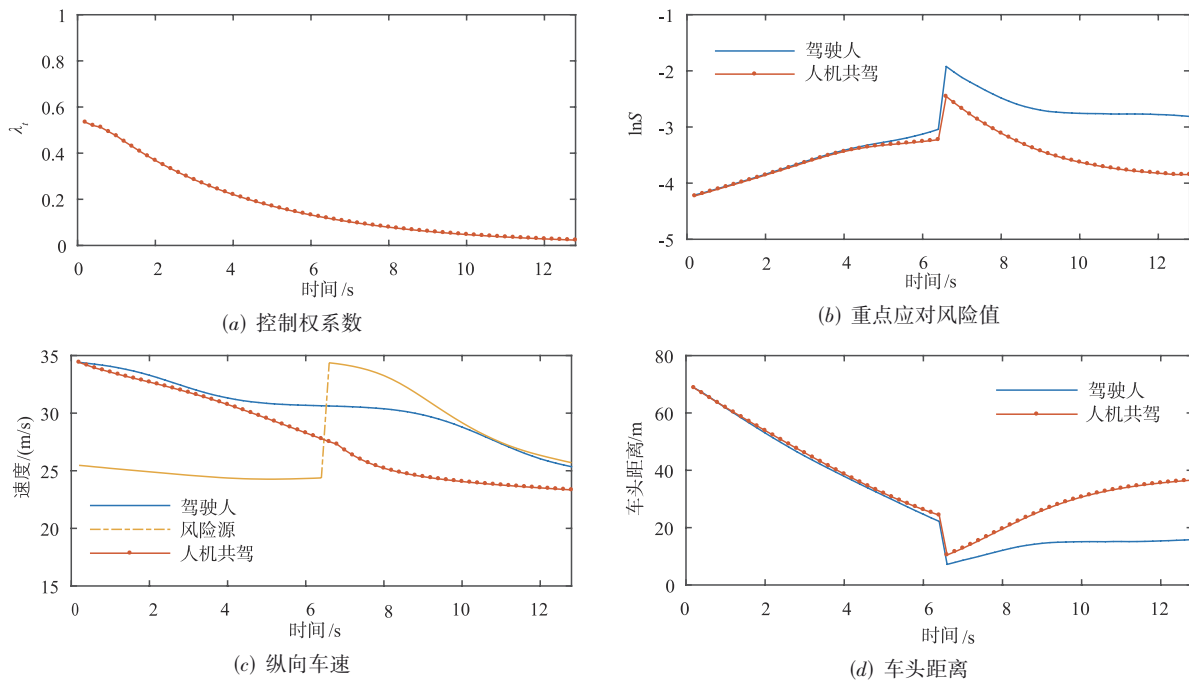


图5 场景2人机共驾

图5(a)中1~6 s, 驾驶人的控制权逐渐降低原因在于5(b)风险增加, 即图5(d)车头距减小; 6~7 s 前车切入导致图5(b)风险增大, 但由于其驾驶能力位于较低等级 $\pi(2)$ 故驾驶人的控制权将被进一步剥夺, 但变化率并未增加;

场景3 风险源位于正前区域

3号驾驶人驾驶能力 $P_{Dr} \in \pi(4)$, 风险源位于正前区域即 $P(k)=P_1$ 且 $P(k) \in \pi(3)$, 即前车紧急制动场景. 人机共享控制对比如图6.

图6中, 由于驾驶人驾驶能力位于较高等级 $\pi(4)$, 驾驶人始终保持全部控制权, 即本文提出的人机共驾策略并未对其进行过度干预.

5.2 比较分析

这里将本文提出的人机共享控制决策算法与文献[10]中的共享控制权分配算法进行比较, 设计试验如下:

从 highD 数据集中提取来自正后区域风险源即 $P(k)=P_2$, 即后车突然提速场景的主交通单元驾驶数据来代表驾驶人行为数据, 驾驶能力如表5中4号驾驶人.

依然采用 LCM 模型, 但对上述 LCM 模型稍作修改, 使其能响应后方区域风险以实现降低风险目的. 修改后 LCM:

$$\begin{cases} a(t) = -a_{\max} \left(1 - \left(\frac{v(t)}{v'} \right) - e^{1 - \frac{s(t)}{s'(t)}} \right) \\ s'(t) = \frac{v(t)}{2b_{\max}} - \frac{v_f(t)}{2B_{\max}} + v'\tau + l \end{cases} \quad (18)$$

式(18)并不符合自动驾驶策略, 本文仅为验证后车突然提速场景使用此模型. 对比结果如图7所示.

当风险源位于正后区域时, 对比图7(b)与图7(d)可知: 本文提出的算法能够通过调节控制权保证人机共驾车速略高于驾驶人车速(0~8 s). 在图7(d)中5~8 s 文献[10]在高风险时, 反而把主驾驶权分配给人, 致使风险提高. 其原因在于文献[10]中驾驶人群体的标准决策是基于驾驶人周围所有区域实际操作统计而来, 而驾驶人对于后方风险源本不敏感所致. 因此4号驾驶人在应对后方风险时, 采取与驾驶人群体一致的不敏感应对措施, 因此获得较多的驾驶控制权, 但这并不合理.

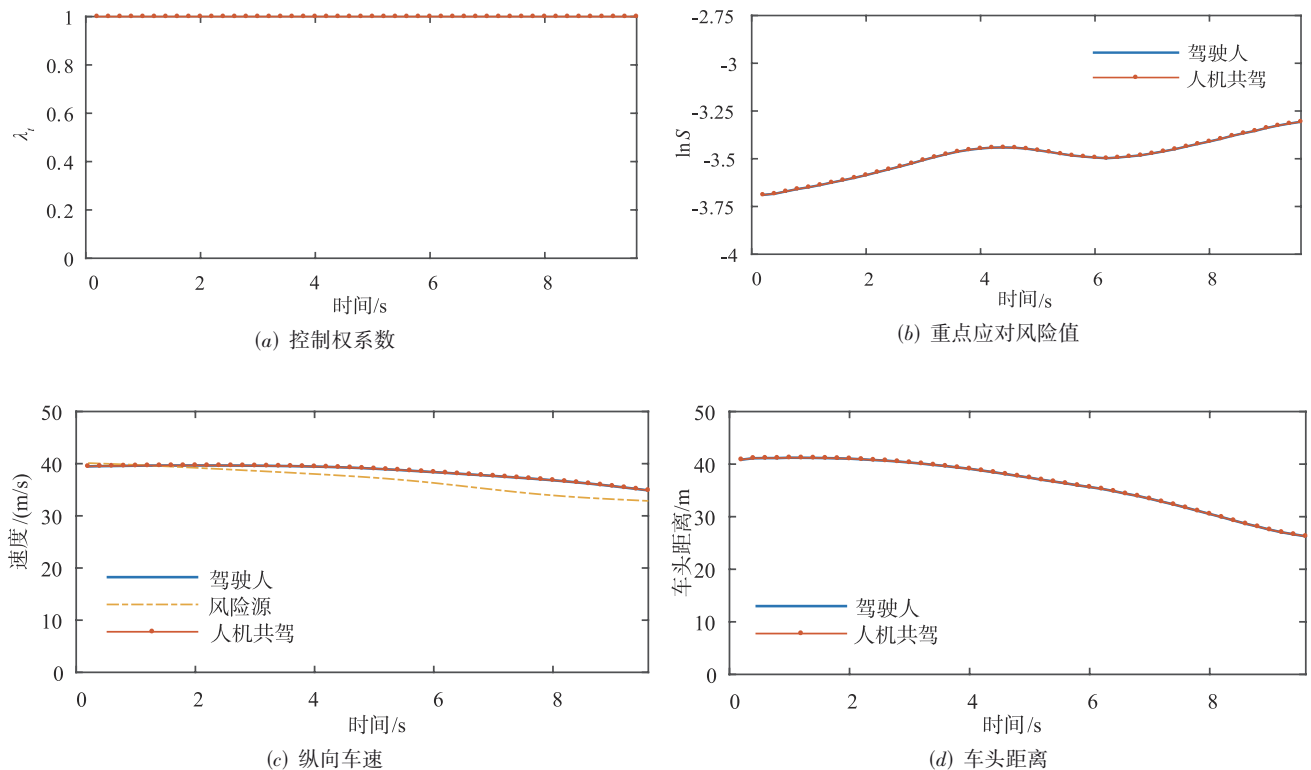


图6 场景3人机共驾

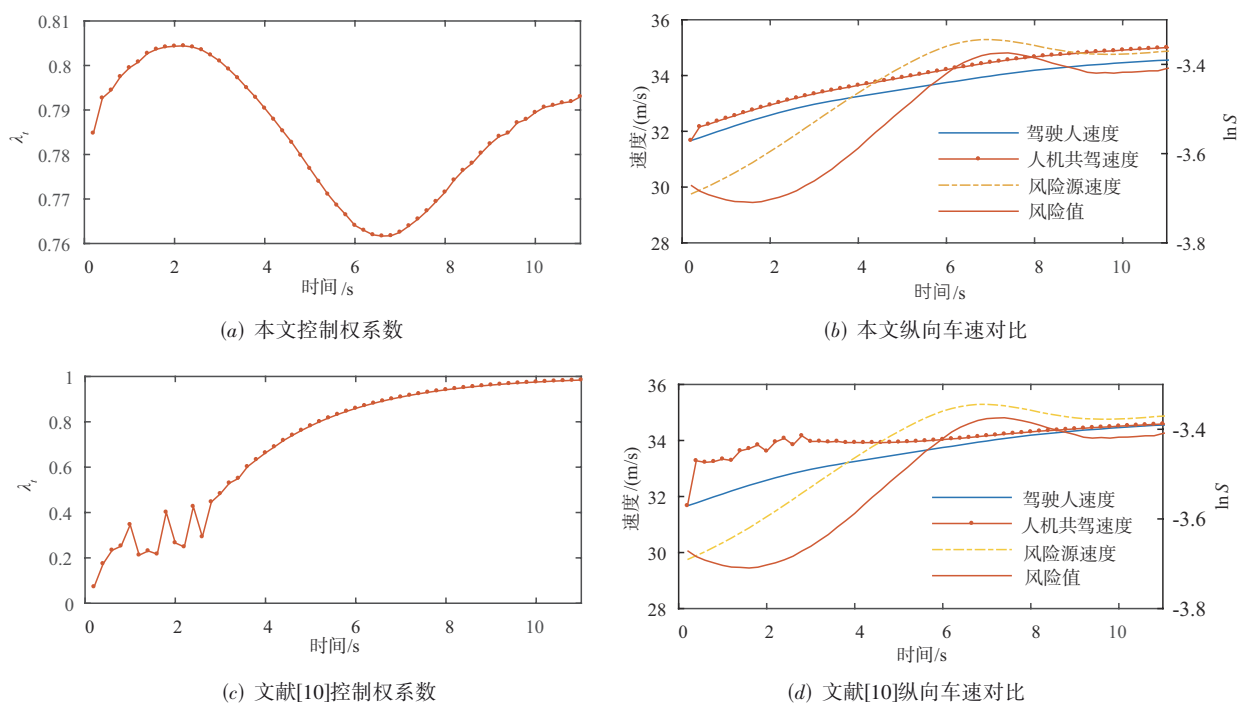


图7 共享控制决策对比结果

6 结论

本研究基于半自动化驾驶中的人机共驾理论,从保障驾驶高安全可靠、干预度合理以及提高驾驶体验等目的提出基于驾驶人能力与区域化环境风险的人机共享控制柔性控制权分配策略模型.通过试验验证及比较表明,本文提出的策略模型能够实现驾驶人能力及风险源所在区域的有效甄别、并在驾驶控制权分配时给予合理考虑,且始终将风险控制可控范围内.

参考文献

- [1] ROSENSTATTER T, ENGLUND C. Modelling the level of trust in a cooperative automated vehicle control system [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation System, 2018, 19(4): 1237-1247.
- [2] 黄志清, 曲志伟, 张吉, 等. 基于深度强化学习的端到端无人驾驶决策[J]. 电子学报, 2020, 48(9): 1711-1719. HUANG Zhiqing, QU Zhi-wei, ZHANG Ji, et al. End-to-end autonomous driving decision based on deep reinforcement learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(9): 1711-1719. (in Chinese)
- [3] WANG W S, NA X X, CAO D P, et al. Decision-making in driver-automation shared control: a review and perspectives[J]. IEEE-CAA Journal of Automatica Sinica, 2020, 7(5): 1289-1307.
- [4] LI M, CAO H, SONG X, et al. Shared control driver assistance system based on driving intention and situation assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(11): 4982-4994.
- [5] WANG W S, XI J Q, LIU C, LI X H, Human-centered feed-forward control of a vehicle steering system based on a driver's path-following characteristics[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(6): 1440-1453.
- [6] LI M J, CAO H T, SONG X L, HUANG Y J, WANG J Q, HUANG Z. Shared control driver assistance system based on driving intention and situation assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(11): 4982-4994.
- [7] LIU Rui, ZHU Xichan, LIU Lin, et al. Cooperative driving strategy based on non-cooperative model predictive control [J]. Journal of Tongji University, 2019, 47(7): 1037-1045.
- [8] SENTOUHC, NGUYEN A T, BENLOUCIFMA, POPIEUL J C. Driver-automation cooperation oriented approach for shared control of lane keeping assist systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(5): 1962-1978.
- [9] TIAN Y T, ZHAO Y B, SHI Y R, et al. The indirect shared steering control under double loop structure of driver and automation[J]. IEEE-CAA Journal of Automatica

Sinica, 2020, 7(5): 1403-1416.

- [10] 何仁, 赵晓聪, 杨奕彬, 王建强. 基于驾驶人风险响应机制的人机共驾模型[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(3): 799-809.
HE Ren, ZHAO Xiao-cong, YANG Yi-bin, WANG Jian-qiang. Man-machine shared driving model using risk-response mechanism of human driver[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2021, 51(03): 799-809. (in Chinese)
- [11] WANG J Q, WU J, LI Y. The driving safety field based on driver-vehicle-road interactions[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(4): 2203-2214.
- [12] WANG J Q, WU J, ZHENG X J, et al. Driving safety field theory modeling and its application in pre-collision warning system[J]. Transportation Research Part C-Emerging Technologies, 2016, 72: 306-324.
- [13] ZHENG X J, ZHANG D, GAO H Bet al. A novel framework for road traffic risk assessment with HMM-based prediction model[J/OL]. Sensors, 2019, 18(12). DOI: 10.3390/s18124313.
- [14] MACADAM C C. Understanding and modeling the human driver[J]. Vehicle System Dynamics, 2003, 40(1-3): 101-134.
- [15] KRAJEWSKI R, BOCK J, KLOEKER L, et al. The highD dataset: a drone dataset of naturalistic vehicle trajectories on German highways for validation of highly automated driving systems[C]//IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems(ITSC). Maui: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2018: 2118-2125.
- [16] SUN Bohua, DENG Weiwen, WU Jian, LI Yaxin, WANG Jinsong. An intention-aware and online driving style estimation based personalized autonomous driving strategy[J]. International Journal of Automotive Technology, 2019, 21(6): 1431-1446.
- [17] WANG T, CHEN Y Z, YAN X C, et al. Assessment of drivers' comprehensive driving capability under man-computer cooperative driving conditions[J]. IEEE Access, 2020, 8: 152909-152923.
- [18] 刘文丽, 郑玲, 杨威, 倪涛. 基于车辆行驶状态的驾驶人能力评价方法[C]//李骏. 2018中国汽车工程学会年会论文集. 上海: 中国汽车工程学会, 2018: 60-66.
- [19] 李响, 牛赛. 双碳目标下源-网-荷多层评价体系研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(s1): 178-184.
LI Xiang, NIU Sai. Study on multi-layer evaluation sys-

tem of source-grid-load under carbon-neutral goal[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(s1): 178-184. (in Chinese)

- [20] 刘芳, 毛志忠. 基于小波隐马尔可夫模型的控制过程异常数据检测方法[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1187-1191.
LIU Fang, MAO Zhi-zhong. Outlier detection for control process data based on wavelet-HMM methods[J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1187-1191. (in Chinese)
- [21] NI D H, LEONARD J D, JIA C Q, et al. Vehicle longitudinal control and traffic stream modeling[J]. Transportation Science, 2016, 50(3): 1016-1031.

作者简介



刘 芳 女, 1983年3月出生于辽宁沈阳, 工学博士, 副教授, 现任职于天津工业大学计算机科学与技术学院, 主要研究方向智能辅助驾驶、复杂系统的建模、辨识与优化。
E-mail: lf@tiangong.edu.cn



朱天贺 女, 1998年3月出生于吉林松原. 现为天津工业大学计算机科学与技术学院硕士研究生, 主要研究方向为智能辅助驾驶、人机共驾。
E-mail: zhutianhe980318@163.com



苏卫星(通讯作者) 男, 1980年5月出生于辽宁盘锦, 工学博士, 教授. 现任职于天津工业大学计算机科学与技术学院, 主要研究方向为无人驾驶、智能辅助驾驶、智能制造技术。
E-mail: suweixing@tiangong.edu.cn



刘 阳 男, 1979年12月出生于辽宁沈阳, 工学博士, 工程师, 现就职于华晨宝马汽车有限公司, 整车开发部, 主要研究方向为新能源汽车电控系统开发、智能辅助驾驶技术。
E-mail: 95118748@qq.com