

联合博弈论与驾驶风格的混合交通 流变道决策模型

郭昕刚¹, 王 嵩¹, 程 超¹, 范 珍²

(1. 长春工业大学 计算机科学与工程学院, 长春 130012; 2. 装甲兵学院士官学校, 长春 130033)

摘 要: 针对人驾车(HV)与自动驾驶车辆(AV)混合交通流场景下车辆变道决策不准确的问题, 提出了一种车辆变道决策模型。该模型基于博弈论, 针对相邻车辆连续协同变道情形构建多重博弈函数, 通过海萨尼变换消除通信不确定性的影响, 并结合 K-means++ 聚类区分车辆的驾驶风格, 利用风险因子进一步调整博弈收益。运用 SUMO 仿真平台对变道模型进行验证, 实验结果表明: 在固定 AV 渗透率下, 应用联合博弈论与驾驶风格的变道模型, 车辆平均通过数量得到有效提高, 且平均通过时间降低, 同时测试中未发生事故, 证明了变道模型的稳定性和安全性; 在不同 AV 渗透率下, 随着渗透率的升高, 车辆的平均通过时间显著降低, 表明 AV 能够有效利用车道。

关键词: 博弈论; 海萨尼变换; 驾驶风格; K-means++ 聚类; 变道决策

中图分类号: U491 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)12-3875-10

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240537

Combined game theory and driving style hybrid traffic flow lane change decision model

GUO Xin-gang¹, WANG Song¹, CHENG Chao¹, FAN Zhen²

(1. School of Computer Science and Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China;
2. Armored Corps Academy Sub-lieutenant school, Changchun 130033, China)

Abstract: To address the issue of inaccuracy of vehicle lane change decision in the mixed traffic flow scenario of HV and AV, a vehicle lane change decision model was proposed. The model is based on game theory, multiple game functions were constructed for the continuous cooperative lane change situation of adjacent vehicles, the influence of communication uncertainty was eliminated by Harsanyi transform, and the driving style of vehicles was distinguished by K-means++ clustering, the game returns were further adjusted by risk factors. The lane change model was verified by using the SUMO simulation platform. The experimental results showed that under the fixed AV permeability, the average passing number of vehicles is effectively increased and the average passing time is reduced by applying the combined game theory and

收稿日期: 2024-05-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62372063); 长春市科技局重大专项项目(21GD05); 吉林省科技厅重点攻关项目(20230508112RC).

作者简介: 郭昕刚(1979-), 男, 教授, 硕士. 研究方向: 人工智能. E-mail: 6889068@qq.com

通信作者: 程超(1984-), 男, 教授, 博士. 研究方向: 人工智能. E-mail: 125725673@qq.com

driving style lane change model, at the same time, no accidents occurred in the test, which proves the stability and safety of the lane change model. Under different AV permeability, the average passing time of vehicles decreases significantly with the increase of permeability, which indicates that the AV can effectively utilize the lane.

Key words: game theory; Harsanyi transform; driving style; K-means++ clustering; lane change decision

0 引言

随着科技的不断发展,自动驾驶车辆的数量日益增多。由于当前人工智能技术的局限性,短期内无法在道路上实现完全自动驾驶,未来必将长期存在人驾车辆(Human vehicle, HV)与自动驾驶车辆(Autonomous vehicle, AV)混合行驶的情形。相较于单一的车辆跟驰行为,车辆的变道行为更加复杂。若变道过程中缺乏合理的判断,则极易引发交通事故。因此,如何做出合理的变道决策,是解决车辆交互时发生碰撞问题的关键。

当前,国内外关于车辆变道的研究已取得一系列丰富的成果。Gipps^[1]最早提出了基于间隙阈值的变道模型,开辟了变道研究的先河。Kita^[2]以碰撞时间(Time-to-Collision, TTC)为基础建立博弈收益,考虑了碰撞倾向性,但该模型只侧重于强制变道。Ji等^[3]利用Stackelberg算法分析车辆博弈收益,结合滚动时域提高决策的准确性,但该算法具有顺序性,导致计算时间过长。Peng等^[4-6]设计了基于模型预测控制(Model predictive control, MPC)的运动预测算法,将纳什均衡和Stackelberg理论应用于非合作决策。曲大义等^[7]利用相互作用势场建立变道决策模型,基于分子动力学理论对微观变道行为进行研究,从物理层面分析微观变道对宏观变道的影响。董俊一^[8]提出了车道最大效用论,但该算法仅追求单车决策最优性,缺乏对混合交通流环境下的决策研究。刘超等^[9]将合作博弈应用于变道研究中,构建纳什讨价还价模型并求解夏普利值,但该模型对车辆驾驶风格欠缺考虑,当车辆密度较大时存在碰撞风险。黑凯先等^[10]引入最小安全区域模型,从车辆动力学角度对变道行为作进一步分析。

上述相关研究仅考虑了变道车辆与目标车道后随车之间的关系,缺乏对多车道条件下其余车辆的整体判断,以及相邻车道连续协同变道时的

影响。同时,在HV与AV混合变道情形下,现有模型欠缺对车辆间通信不确定性的考虑,以及对HV驾驶风格的判断。针对以上问题,本文构建了多车道环境下的变道模型。该模型基于博弈论,分析主车与当前车道及目标车道前导车与后随车的收益;利用海萨尼(Harsanyi)变换消除HV与AV之间通信不确定性带来的影响,同时加入车道判断,针对相邻车辆连续协同变道构建多重博弈函数;利用K-means++聚类详细区分车辆的驾驶风格,结合风险因子进一步调整车辆博弈收益。

1 决策模型建立及海萨尼变换

1.1 决策模型

在车辆行驶过程中,AV通过V2V通信可获得周边车辆的实时信息。当周边环境出现碰撞事故、道路施工等情况,或当前车速与预期不符,主车需要获得更理想的行驶速度时,AV便会产生变道动机。根据主车的变道动机、激进程度及相邻车道的路况条件,变道可分为自由变道和强制变道。

本文提出的变道决策模型基于博弈论思想对车辆变道行为进行量化,认为车辆间的博弈是一种非合作非零和博弈。假定HV与AV之间能进行V2V通信,且均为标准的小汽车。在混合车辆行驶过程中,不可避免地会出现某些时间段内通信丢失的问题,导致车辆变道时存在潜在风险。因此,本文利用海萨尼变换消除车辆间的通信不确定性,分析车辆的变道动机,并结合驾驶风格,计算车辆间的博弈收益函数。本文提出的变道决策模型如图1所示。

1.2 海萨尼变换

在实际交通环境中,绝大多数的车辆变道属于不完全信息博弈。由于天气等因素的影响,车辆信息获取不完全,导致车辆间无法完全掌握彼

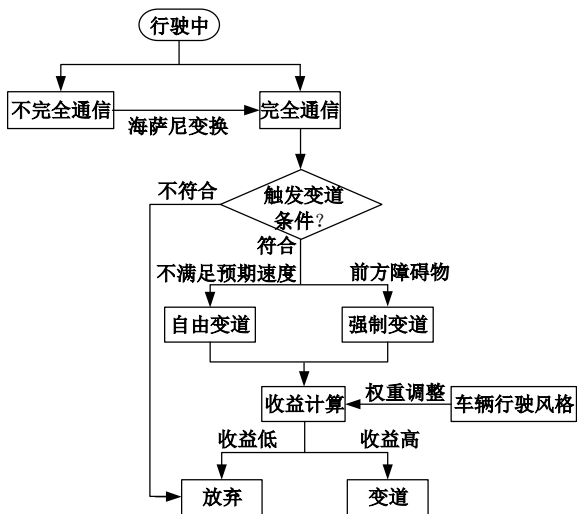


图1 变道决策模型

Fig. 1 Lane change decision model

此的策略集合。因此,针对不完全信息下的博弈问题,本文基于主车对周围路况环境的感知,引入海萨尼变换,同时考虑自由变道和强制变道两种情况。

当某辆车有变道需求时,与其关系最紧密的是目标车道后随车。本文将车辆变道行为建模为两车非合作非零和博弈,典型的混合车辆变道场景如图2所示,其中红色车辆代表AV,黄色车辆代表HV。

假定车道3的A车为主车,设自由变道概率

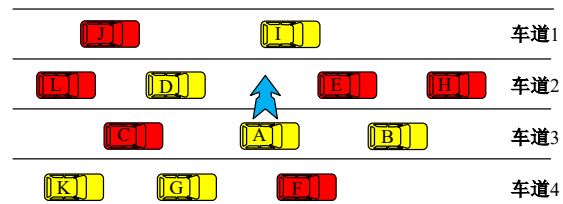


图2 典型变道场景

Fig. 2 Typical lane change scenario

为 k , 强制变道概率为 $1-k$ 。A 车的策略集合为 M 或 $S=\{X_1: \text{等待}, X_2: \text{变道}\}$, 其中, M 为自由变道收益, S 为强制变道收益, 对应的策略概率分别为 m 和 $1-m$ 。目标车道(车道2)后随车D的策略集合为 N 或 $R=\{Y_1: \text{加速}, Y_2: \text{减速}, Y_3: \text{变道}, Y_4: \text{不变}\}$, 其中, N 为自由变道收益, R 为强制变道收益, 对应的策略概率分别为 $n_1, n_2, n_3, 1-n_1-n_2-n_3$ 。

海萨尼提出了一种新型分析方法,将不完全信息静态博弈转化为完全但不完美信息动态博弈^[11]。该方法引入虚拟的“自然”,用于选择车辆类型,让车辆了解博弈情况。从目标车道后随车D的角度来看,“自然”优先选择,依据不同概率选择自由变道或强制变道。A车观察“自然”的行动,而D车并不知道“自然”的实际选择,只能观察A车采取的行动,这样便将不完全信息博弈转变为完全信息博弈。海萨尼变换的具体过程如图3所示。

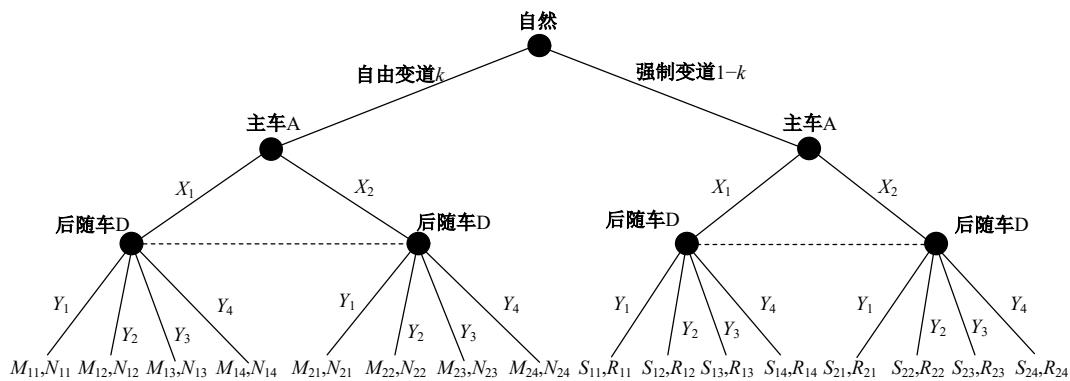


图3 海萨尼变换

Fig. 3 Harsanyi transformation

在V2V通信活跃状态下,车辆接收的信息是准确的,彼此可以清楚地了解对方的策略选择和收益情况,进而选择适合自己的策略,以提高变道的安全性。本文仿真实验基于完全信息下的两车非合作非零和博弈构建,原因在于,无论V2V通信是否活跃,经过海萨尼变换,最终均为完全信息博弈。

2 博弈过程分析

2.1 变道动机

当车辆在当前车道行驶无法达到自身期望速度时,为了提高行驶效率,会产生自由变道动机。自由变道需满足式(1)~式(3)的条件,若当前环境不满足变道条件,则车辆继续在当前车道跟驰

行驶。

$$\frac{\Delta x_i}{v'_i - v_i} < T_{\min} \quad (1)$$

$$v_{j+1}^w > v_i \quad (2)$$

$$x_{j+1}^w - x_i > x_{\text{safe}} + L \quad (3)$$

式中: Δx_i 为主车与前导车的空间距离; $T_{\min}$ 为最小反应时间; v_i 与 v'_i 分别为主车的当前速度与期望车速; v_{j+1}^w 为目标车道前导车的速度, 取左右两车道相对速度较大者; w 为变道方向, 右变道时取 -1 , 左变道时取 1 ; x_i 与 x_{j+1}^w 分别为主车与目标车道前导车的坐标; x_{safe} 为车辆最小安全距离; L 为车长。

当车辆在当前车道行驶时, 若前方出现修路或道路合流等不可避免的碰撞, 则会产生强制变道动机。强制变道需满足式(4)与式(5)的条件, 若不满足变道条件, 则需停车等待下一次变道机会。

$$\frac{\Delta x_i}{v_i - v_{\text{obs}}} < T_{\min} \quad (4)$$

$$x_i - x_b > x_{\text{safe}} + L \quad (5)$$

式中: v_{obs} 为前方影响安全行驶的物体速度(静态物体时取 0); x_b 为后随车坐标。

两车间的安全距离由式(6)求出, 以图 2 中 A 车与 E 车为例:

$$x_{\text{safe}}^{\text{AE}} = \frac{v_A^2}{2a_A} + \varepsilon v_A - \frac{v_E^2}{2a_E} + L + L_{\text{safe}} \quad (6)$$

式中: a_A 与 a_E 分别为两车的最大加速度; L_{safe} 为两车速度平稳时的最小安全间距(一般取 3 m); ε 为驾驶员的反应时间。

2.2 博弈函数构建

本文以高速公路单向四车道的交互博弈为例, 构建车辆博弈函数, 如图 2 所示。当主车变道时, 前导车会影响主车的速度, 而目标车道后随车则易与主车发生碰撞。本文综合考虑安全性、稳定性与舒适性 3 方面因素, 构建博弈收益函数如下:

$$M = U_{\xi}^s + \alpha \xi^2 U_V + \xi^2 U_C + \tau \quad (7)$$

式中: ξ 为变道方向, $\xi = \{1: \text{左变道}, 0: \text{不变}, -1: \text{右变道}\}$; U_s 为安全性收益; U_V 为稳定性收益; U_C 为舒适性收益; τ 为其余不可观测变量, 留待后续研究。

车辆的安全性收益定义为主车和前后两车的空间距离与相对速度的比值, 具体表达式为:

$$U_{\xi}^s = \alpha P^{\xi^2} + \beta Q^{\xi^2} \quad (8)$$

式中: P 、 Q 分别为主车与前导车、后随车的空间收益; α 、 β 均为博弈收益系数, 由车辆驾驶风格决定, 且满足 $\alpha + \beta = 1$ 。 P 和 Q 的计算公式如下:

$$P^1 = \frac{\Delta H_{f_1}}{\left(v_{f_1} + \frac{1}{2} a_{f_1} t\right) - \left(v_x + \frac{1}{2} a_x^{\text{acc}} t\right)} \quad (9)$$

$$Q^1 = \frac{\Delta H_{b_1}}{\left(v_x + \frac{1}{2} a_x t\right) - \left(v_{b_1} + \frac{1}{2} a_{b_1} t\right)} \quad (10)$$

$$P^0 = \frac{\Delta H_{f_0}}{\left(v_{f_0} + \frac{1}{2} a_{f_0} t\right) - \left(v_x + \frac{1}{2} a_x t\right)} \quad (11)$$

$$Q^0 = \frac{\Delta H_{b_0}}{\left(v_x + \frac{1}{2} a_x^{\text{dec}} t\right) - \left(v_{b_0} + \frac{1}{2} a_{b_0} t\right)} \quad (12)$$

式中: P^1 、 Q^1 为主车变道时两车间的收益; P^0 、 Q^0 为主车不变道时两车间的收益(若主车保持原速度不变, 则与后随车之间的收益也取 Q^1); 下标 x 代表主车; 下标 f 代表前导车; 下标 b 代表后随车; a_x^{acc} 为主车变道时的安全加速度; a_x^{dec} 为主车的安全减速度; ΔH 为两车空间距离与主车速度的比值, 具体表达式如下所示。

$$\Delta H = d/v_x \quad (13)$$

车辆的稳定性收益定义为新旧前导车与变道前后主车速度差的比值, 具体表达式为:

$$U_V = \frac{v'_{i+1} - v_{i+1}}{v'_i - v_i} \quad (14)$$

车辆的舒适性收益定义为变道过程中加权加速度平方根的负数与速度差的比值, 具体表达式为:

$$U_C = \frac{-\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T a(t)}}{v'_i - v_i} \quad (15)$$

2.3 车辆收益分析

2.3.1 主车收益分析

如图 2 所示, 以自由变道为例, 强制变道的计算方式与之相同。设车道 3 的 A 车为主车, 向左侧变道, 其收益函数记为 $M = U_{\xi}^s + \alpha \xi^2 U_V + \xi^2 U_C + \tau$ 。若 A 车选择等待, 则无需考虑 U_V 与 U_C 的影响; 若 A 车选择变道, 且 D 车选择变道避让, 则无需考虑两车间的收益 Q 。主车的博弈收益矩阵如表 1 所示, 其中 P_{11}^0 和 Q_{11}^0 分别为 A 车与 B 车、C 车的空间收益, P_{21}^1 为 A 车与 E 车的空间收益, Q_{21}^1 、 Q_{22}^1 、 Q_{24}^1 分别为 D 车选择加速、减速、不变

表 1 主车博弈收益矩阵
Table 1 Payoff matrix of main car game

后随车 D 策略	主车 A		概率
	等待	变道	
加速	$\alpha P_{11}^0 + \beta Q_{11}^0 + \tau_{11}$	$\alpha P_{21}^1 + \beta Q_{21}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{21}$	n_1
减速	$\alpha P_{11}^0 + \beta Q_{11}^0 + \tau_{11}$	$\alpha P_{21}^1 + \beta Q_{22}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{22}$	n_2
变道	$\alpha P_{11}^0 + \beta Q_{11}^0 + \tau_{11}$	$\alpha P_{21}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{23}$	n_3
不变	$\alpha P_{11}^0 + \beta Q_{11}^0 + \tau_{11}$	$\alpha P_{21}^1 + \beta Q_{24}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{24}$	$1 - n_1 - n_2 - n_3$
概率	m	$1 - m$	

策略时与 A 车的空间收益, τ 为其余不可观测变量, 且 $\tau_{11} \neq \tau_{21} \neq \tau_{22} \neq \tau_{23} \neq \tau_{24}$ 。

2.3.2 后随车收益分析

如图 2 所示, D 车的收益函数记为 $N = U_S^{\xi^2} + \alpha \xi^2 U_V + \xi^2 U_C + \tau$ 。当 A 车变道时, D 车可以选择加速超越、减速避让、变道避让、不做任何改变 4 种策略, 若选择不做任何改变, 则无需考虑 U_C 的影响。后随车的博弈收益矩阵如表 2 所示, 其中, r 为车道检测系数。若检测到存在相邻车道,

则 D 车变道时会与其相邻车道后随车再次进行博弈, Γ 为重复博弈函数, 此时 A 车与 D 车为 2×4 博弈; 若检测到不存在相邻车道, 则 D 车无法变道, 仅可选择加速、减速、不变 3 种策略, 此时 A 车与 D 车为 2×3 博弈。

表 2 中, $P_{31}^1, P_{32}^0, P_{34}^0$ 分别为 D 车选择加速、减速、不变策略时与 E 车的空间收益, $Q_{31}^1, Q_{32}^0, Q_{34}^1$ 分别为 D 车选择加速、减速、不变策略时与 L 车的空间收益, $P_{41}^1, P_{42}^0, P_{44}^0$ 分别为 D 车选择加速、减速、不变策略时与 A 车的空间收益。

表 2 后随车博弈收益矩阵
Table 2 Payoff matrix of the following car game

后随车 D 策略	主车 A		概率
	等待	变道	
加速	$\alpha P_{31}^1 + \beta Q_{31}^1 + U_C + \tau_{31}$	$\alpha P_{41}^1 + \beta Q_{41}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{41}$	n_1
减速	$\alpha P_{32}^0 + \beta Q_{32}^0 + U_C + \tau_{32}$	$\alpha P_{42}^0 + \beta Q_{42}^0 + \alpha U_V + U_C + \tau_{42}$	n_2
变道	$r\Gamma$	$r\Gamma$	n_3
不变	$\alpha P_{34}^0 + \beta Q_{34}^1 + \tau_{34}$	$\alpha P_{44}^0 + \beta Q_{44}^1 + \alpha U_V + \tau_{44}$	$1 - n_1 - n_2 - n_3$
概率	m	$1 - m$	

在图 2 所示场景下, D 车在 2 车道行驶, 当其选择变道避让策略时会与 1 车道的 J 车再次进行博弈, 重复博弈函数 Γ 的收益矩阵如表 3 所示。其中, Ω 为类似的重复博弈函数, 重复进行车道检测直到不存在相邻车道, $P_{51}^1, P_{51}^0, P_{54}^0$ 分别为 J 车选

择加速、减速、不变策略时与 D 车的空间收益, $Q_{51}^1, Q_{52}^0, Q_{54}^1$ 分别为 J 车选择加速、减速、不变策略时与后车的空间收益, P_{61}^1 为 D 车与 I 车的空间收益, $Q_{61}^1, Q_{62}^1, Q_{64}^1$ 为 D 车与 J 车选择加速、减速、不变策略时的空间收益。

表 3 重复博弈收益矩阵
Table 3 Payoff matrix of repeated games

J 车策略	J 车收益	D 车收益
加速	$\alpha P_{51}^1 + \beta Q_{51}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{51}$	$\alpha P_{61}^1 + \beta Q_{61}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{61}$
减速	$\alpha P_{51}^0 + \beta Q_{52}^0 + \alpha U_V + U_C + \tau_{52}$	$\alpha P_{61}^1 + \beta Q_{62}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{62}$
变道	$r\Omega$	$\alpha P_{61}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{63}$
不变	$\alpha P_{54}^0 + \beta Q_{54}^1 + \alpha U_V + \tau_{54}$	$\alpha P_{61}^1 + \beta Q_{64}^1 + \alpha U_V + U_C + \tau_{64}$

2.4 纳什均衡求解

主车和后随车的混合概率期望收益分别记为 E_M, E_N , 混合概率期望收益为各混合策略收益与其对应概率乘积之和, 具体表达式为:

$$E_M(m, n_1, n_2, n_3) = \sum_{i=1,2}^n m_i \left(\sum_{j=1 \sim 4}^n n_j M_{ij} \right) \quad (16)$$

$$E_N(m, n_1, n_2, n_3) = \sum_{j=1 \sim 4}^n n_j \left(\sum_{i=1,2}^n m_i N_{ij} \right) \quad (17)$$

当式(16)(17)实现收益最大化时, 便可得到最优解, 即纳什均衡, 并且博弈中至少存在一个均衡点。当满足以下两式时, 便为最优混合概率 $(m^*, n_1^*, n_2^*, n_3^*)$:

$$E_M(m^*, n_1^*, n_2^*, n_3^*) \geq E_M(m, n_1^*, n_2^*, n_3^*) \quad (18)$$

$$E_N(m^*, n_1^*, n_2^*, n_3^*) \geq E_N(m^*, n_1, n_2, n_3) \quad (19)$$

由纳什定理可知,无限策略博弈一定存在一个纯策略纳什均衡,有限策略博弈一定存在一个混合策略纳什均衡。由于纳什均衡求解复杂,因此需联合 Gambit 博弈软件进行求解^[12]。

3 驾驶风格分析

在车辆行驶过程中,人类驾驶员的驾驶行为会受自身情绪的影响,表现出激进或保守的驾驶风格。在混合车辆行驶情形下,若 AV 不能良好地判断 HV 的驾驶风格,则会增加碰撞风险。为了精准分类驾驶风格,本文采用德国高速公路 highD 数据集^[13],选取 17 个与驾驶风格相关的参数,采用主成分分析法降低参数间的信息冗余,利用 K-means++ 聚类将驾驶风格分为 4 类,通过计算车辆冲击度和风险因子,进一步调整博弈收益。

3.1 特征参数和主成分分析

由于车辆行驶的安全性与速度直接相关,速度过快会引发碰撞,过慢会导致拥堵。因此,本文选取 4 个与速度相关的参数,分别为最小速度 $V_{\min}$ 、最大速度 $V_{\max}$ 、平均速度 $\bar{V}$ 、速度标准差 σ_v 。

车辆驾驶过程中的舒适度与加速度相关。因此,本文选取 8 个与加速度相关的参数,分别为纵向加速度最小值 $a_{x-\min}$ 、纵向加速度最大值 $a_{x-\max}$ 、纵向加速度平均值 $\bar{a}_x$ 、纵向加速度标准差 σ_x 、横向加速度最小值 $a_{y-\min}$ 、横向加速度最大值 $a_{y-\max}$ 、横向加速度平均值 $\bar{a}_y$ 、横向加速度标准差 σ_y 。

除速度和加速度外,其他因素也会对车辆的驾驶过程产生影响。例如,碰撞时间反映发生危险的概率,车头距离反映车辆对潜在危险的认知程度,加速度变化率反映车辆驾驶的激进程度等。因此,本文选取其余 5 个相关参数,分别为碰撞时间倒数 TTCl、最小车头间距 DHW_{min}、最小车头时距 THW_{min}、冲击度平均值 $\bar{J}$ 、冲击度标准差 σ_j 。

由于选取的特征参数较多,若直接用于分类,则会影响结果的准确性,为了在更好保留原始信息的同时降低信息冗余度,需要对参数进行降维处理。本文采用主成分分析法(Principal component analysis, PCA)对参数进行降维^[14],设指标变量为 n 个,评价对象为 m 个,第 i 个评价对象的第 j 个指标为 x_{ij} ,将各变量标准化为 γ_{ij} ,具体标准化

公式为:

$$\gamma_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma_j} \quad (20)$$

依据标准化后的指标计算变量间的相关系数矩阵 R_{ij} ,得到该矩阵的特征值 λ_i ,并计算贡献率 β_j 和累计贡献率 α_p 。当 α_p 接近 85% 时,选取前 p 个变量作为主成分。具体计算公式如下:

$$R_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n \gamma_{ki} \gamma_{lj}}{n-1} \quad (21)$$

$$\beta_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{k=1}^m \lambda_k} \quad (22)$$

$$\alpha_p = \sum_{k=1}^p \lambda_k / \sum_{k=1}^m \lambda_k \quad (23)$$

主成分分析结果如表 4 所示,当主成分累计贡献率大于 85% 且特征值大于 1 时,可认为这些主成分能代替所有变量。由表 4 可知,前 6 个主成分累计贡献率达到 88.82%,且特征值均大于 1,因此提取前 6 个主成分作为后续分析的输入。

表 4 主成分特征值及贡献率

Table 4 Principal component eigenvalue and contribution rate

成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
1	3.788	24.530 2	24.530 2
2	2.698	17.468 3	41.998 5
3	2.425	15.702 6	57.701 1
4	2.007	12.992 9	70.694 0
5	1.561	10.105 3	80.799 3
6	1.239	8.023 8	88.823 1
7	0.544	3.525 6	92.348 7
8	0.444	2.876 5	95.225 2
9	0.294	1.902 4	97.127 6
10	0.168	1.090 1	98.217 7
11	0.092	0.567 4	98.785 1
12	0.064	0.415 7	99.200 8
13	0.059	0.386 3	99.587 1
14	0.034	0.213 6	99.800 7
15	0.012	0.089 6	99.890 3
16	0.011	0.073 2	99.963 5
17	0.005	0.036 5	100.000 0

3.2 K-means++ 聚类

在无监督学习中,处理数据量较大的任务时,为了提高效率,通常应用 K-means 聚类方法^[15]。首先,确定聚类的类别数目 k ,随机选取 k 个聚类中心;其次,计算不同样本点到中心点的距离,依

据分类结果重新计算中心点;最后,不断重复上述步骤直到中心点不发生改变。

K-means 聚类结果通常会受到初始聚类中心的影响陷入局部最优解。而基于 K-means 聚类改进的 K-means++ 聚类则通过优化初始聚类中心,使中心点尽可能远,从而降低分类结果的误差^[16]。首先,随机选择某个样本点作为初始聚类中心;其次,计算各样本点充当下一个聚类中心的概率,选择概率最大的样本点作为下一个聚类中心;最后,不断重复上述步骤直到选出 k 个聚类中心。

本文将驾驶风格分为谨慎型、普通型、高效型、激进型 4 类。普通型驾驶员一般占比最高,驾

驶状态较稳定;谨慎型驾驶员更注重行驶安全,行驶速度较低;激进型驾驶员过于追求时间效率,速度变化很快;高效型驾驶员相对于普通型驾驶员会更注重时间效率而增加速度,但相对于激进型驾驶员又在意安全,速度变化更为平缓。

K-means++ 聚类结果如表 5 所示。类别 1 在主成分中的分量最小,对参数不敏感,为谨慎型;类别 4 在主成分中的分量最大,为激进型;类别 2 与类别 3 的主分量介于类别 1 与类别 4 之间,且类别 3 的分量大于类别 2,故类别 2 为普通型,类别 3 为高效型。在数据集提取的 51 336 份样本中,谨慎型占 33%,普通型占 38.3%,高效型占 18.3%,激进型占 10.4%。

表 5 K-means++ 聚类结果

Table 5 K-means++ clustering results

聚类类别	样本数量	聚类中心					
		F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6
1	16 984	0.303	-0.381	-0.156	0.073	0.059	0.021
2	19 673	-0.842	0.523	0.649	-1.304	-0.215	-0.035
3	9 405	1.994	1.264	-1.002	0.857	0.882	-0.076
4	5 304	2.786	2.388	0.951	-1.516	1.113	0.108

3.3 冲击度分析和时间窗设定

针对聚类出的 4 种驾驶风格,对驾驶风格系数进行量化,以便更好地调整车辆策略。车辆的驾驶风格系数可用冲击度表征,即加速度变化率,具体计算公式为:

$$J(t) = \frac{d^2 v(t)}{dt^2}, R = \frac{R_j}{\bar{J}} \quad (24)$$

式中: $\bar{J}$ 为正常情况下同种工况的冲击度平均值,用于消除环境因素的影响; R_j 为时间窗内的冲击度标准差。

结合 Wang 等^[17]的研究,将交通路况分为 4 种,即拥堵路、城市、郊区和高速,各路况的平均冲击度分别为 0.59、0.31、0.26、0.25 m/s³。

本文的主要研究内容为高速四车道的变道决策,以高速工况为研究对象,平均冲击度取 0.25 m/s³。时间窗周期设定为 ω (s),风格阈值设为 0.4、0.7、1。当 $R < 0.4$ 时,驾驶风格为谨慎型;当 $0.4 < R < 0.7$ 时,驾驶风格为普通型;当 $0.7 < R < 1$ 时,驾驶风格为高效型;当 $R \geq 1$ 时,驾驶风格为激进型。

提取 highD 数据集,选取其中 300 s 内的数据,用不同时间窗对驾驶风格进行分类,结果如图 4 所示。谨慎型、普通型、高效型、激进型 4 种驾

驶风格分别用黑色、黄色、绿色、紫色标签表示,无速度的情况用红色标签表示。

从图 4 中可以看出,当时间窗较小时,虽然能捕捉更多激进行为,但会产生许多过渡的行驶风格;当时间窗较大时,过渡的行驶风格减少,但会错过某些激进行为。权衡捕捉效果,本文选取时间窗 $\omega = 7.5$ s。

3.4 风险因子

依据风格阈值,设定风格特征值 c ,谨慎型、普通型、高效型、激进型 4 种驾驶风格分别设为 -0.5、0.5、1.5、2.5。设定风险因子 ϕ 表征车辆变道时面临的风险程度,其取值与车辆的风格特征值、驾驶风格系数及车长有关,具体表达式为:

$$\phi = \frac{c\sqrt{1+R^2}}{L} \quad (25)$$

收益权重系数 α 、 β 计算公式如下:

$$\alpha = \frac{\phi_1 + \phi_2 + \phi_3}{2\phi_1 + \phi_2 + \phi_3 + \phi_4} \quad (26)$$

$$\beta = \frac{\phi_1 + \phi_4}{2\phi_1 + \phi_2 + \phi_3 + \phi_4} \quad (27)$$

式中: ϕ_1 、 ϕ_2 、 ϕ_3 、 ϕ_4 分别为主车、当前车道前导车、目标车道前导车和目标车道后随车的风险因子。

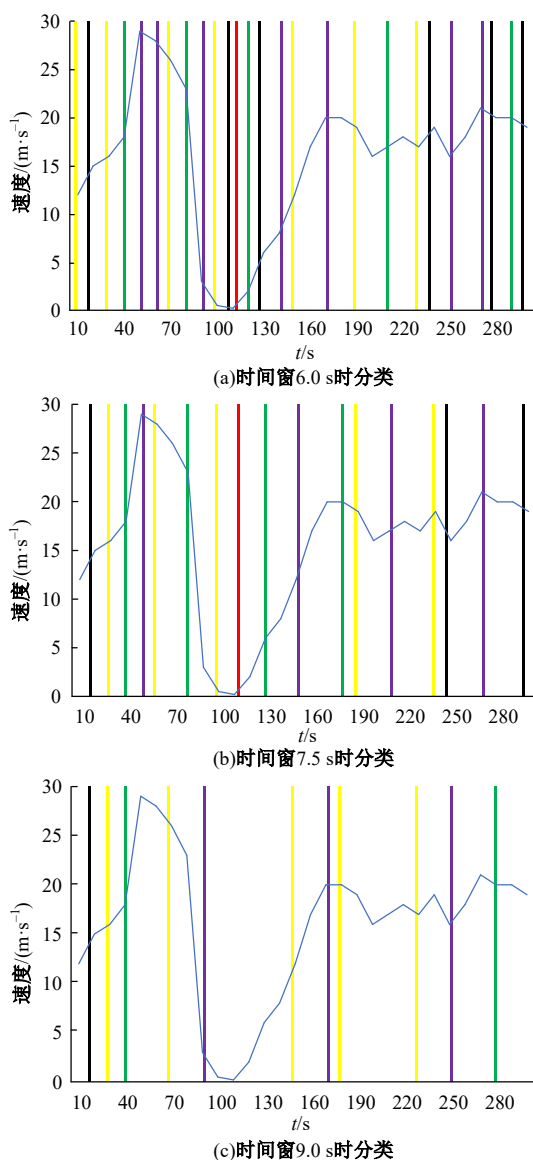


图 4 不同时间窗分类

Fig. 4 Different time window classification

4 实验验证及分析

4.1 实验平台与参数设置

本实验选取 SUMO 作为仿真平台, SUMO 是由德国航天中心研究所开发的仿真软件。选取德国高速公路 highD 数据集作为实验数据集, 对数据集的道路数据进行处理后, 将分类得出的不同驾驶风格车辆用于模拟 HV。设计全长 3 km 的单向四车道仿真道路, 按照不同车辆密度生成 AV, 实验相关参数如表 6 所示, 仿真场景如图 5 所示。

4.2 仿真结果分析

实验中设置车辆密度为 1 000~4 500 veh/h。在不同车辆密度下, 固定 HV 与 AV 的数量比为 1:1, 以 500 veh/h 为间隔设置 8 组实验, AV 初始

表 6 实验相关参数

Table 6 Experimental correlation parameter

参数	数值
车辆长度/m	4.2
最高速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	30
最大加速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	3.3
最大减速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	4.2

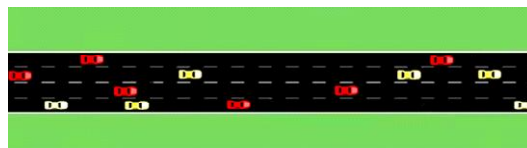


图 5 仿真场景

Fig. 5 Simulation scene

驾驶风格为普通型, 每组分为 A、B、C、D 四个小组。其中, A 组采用最大效用决策^[8]; B 组采用 Stackelberg 算法^[3]; C 组采用本文提出的变道决策, 默认收益系数为 0.5, 不考虑驾驶风格; D 组采用本文提出的联合驾驶风格博弈变道决策。4 组实验中车辆的通过数量与平均通过时间如图 6 所示。

实验结果表明, 在固定 AV 渗透率条件下, 随

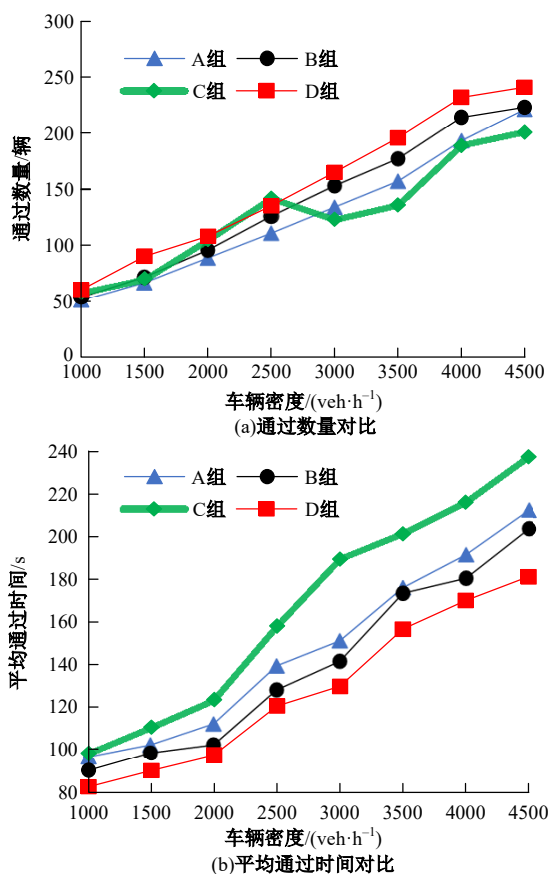


图 6 不同车辆密度下对比

Fig. 6 Comparison under different vehicle densities

随着车辆密度的增大,D组的车辆通过数量高于A组和B组,当车辆密度 $>2\,500\text{ veh/h}$ 时,C组的车辆通过数量反而低于其余3组,这证明联合博弈论与驾驶风格的变道决策的道路利用率更高。在平均通过时间方面,C组所用时间远高于其余3组,D组所用时间最短。这是由于单纯博弈策略在提高效率的同时会导致行驶安全性降低,随着变道次数的增多,HV与AV发生碰撞的概率增加,进而拥堵加剧和事故数量上升,最终导致车辆通过时间增加。A组仅考虑了单车最大效率;B组算法具有顺序性,虽优于A组,但欠缺对驾驶风格的考虑;D组在博弈策略的基础上考虑了驾驶风格,变道决策效率更高。

4组实验的拥堵次数与事故次数如表7所示,随着车辆密度的增加,A、B、C三组实验的拥堵次数和事故次数均逐渐上升,且C组明显高于A、B两组,表明单纯博弈策略在车辆密度较大时,行驶风险反而更高。D组实验中没有发生事故和拥堵的情况,说明考虑驾驶风格的博弈决策安全性较好,优于最大效用决策和Stackelberg算法,对道路环境有良好的判断能力,能有效提高道路利用率,减少车辆通过时间,同时具有更好的稳定性。

表7 (拥堵,事故)次数

车辆密度/ $(\text{veh}\cdot\text{h}^{-1})$	A组	B组	C组	D组
1 000	(0,0)	(0,0)	(0,0)	(0,0)
1 500	(0,0)	(0,0)	(0,0)	(0,0)
2 000	(1,0)	(0,0)	(1,0)	(0,0)
2 500	(1,1)	(1,0)	(1,1)	(0,0)
3 000	(2,1)	(2,1)	(2,1)	(0,0)
3 500	(2,2)	(2,1)	(3,2)	(0,0)
4 000	(3,2)	(2,2)	(4,4)	(0,0)
4 500	(3,2)	(2,2)	(6,5)	(1,0)

A、B、D三组实验的平均通过时间及通过数量对比结果如表8所示,其中(A,B,D)分别代表3组实验数据。在相同渗透率条件下,与最大效用决策相比,联合博弈论和驾驶风格的变道决策平均通过时间降低13.07%,通过数量提高19.94%;与Stackelberg算法相比,平均通过时间降低8.16%,通过数量提高10.04%。

为进一步验证混合交通流变道决策下AV渗透率对驾驶效率的影响,在车辆密度为 $3\,500\text{ veh/h}$ 的情况下,选取A、B、D三组实验,在不同AV渗透率下,得到车辆的平均通过时间如图7所示。

实验结果表明,随着AV渗透率的提高,车辆

表8 实验数据比较

Table 8 Comparison of experimental data

实验组	平均通过时间/s	通过数量/辆
1	(96.78, 90.35, 82.56)	(51, 54, 60)
2	(102.54, 98.72, 90.21)	(67, 72, 90)
3	(112.43, 102.57, 97.35)	(89, 96, 108)
4	(139.56, 128.33, 120.49)	(111, 126, 135)
5	(151.28, 141.71, 129.65)	(134, 153, 165)
6	(176.12, 173.49, 156.53)	(157, 177, 196)
7	(191.53, 180.52, 170.02)	(193, 214, 232)
8	(212.36, 203.66, 181.18)	(221, 223, 241)

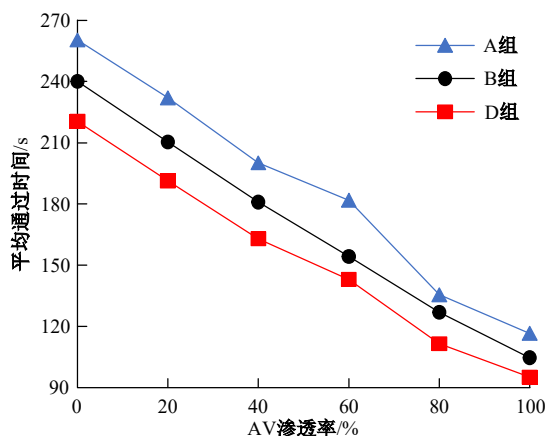


图7 不同AV渗透率下平均通过时间

Fig. 7 Average passage time under different AV permeability

平均通过时间明显下降,且D组的平均通过时间明显低于A、B两组。这证明在相同车辆密度下,AV占比越高,道路利用率越高,且基于驾驶风格的博弈变道模型行驶效率更优。

5 结束语

在人驾车与自动驾驶车辆混合行驶的道路场景下,本文基于博弈论建立了车辆变道决策模型。利用海萨尼变换消除了人驾车与自动驾驶车辆之间的通信不确定性,从安全性、稳定性、舒适性3个方面构建了车辆博弈收益函数,同时考虑相邻车辆连续协同变道情形,达到多重博弈嵌套效果,使车辆间形成最优合作策略。此外,利用K-means++聚类将车辆驾驶风格分为4类,结合风险因子进一步调整车辆博弈收益。实验结果表明,在相同自动驾驶渗透率下,联合博弈论与驾驶风格的变道策略在车辆通过数量和平均通过时间上都展现出良好的优势;在不同自动驾驶车辆渗透率下,随着自动驾驶车辆渗透率的提升,车辆的行驶效率也逐渐升高。

参考文献:

- [1] Gipps P G. A model for the structure of lane-changing decisions[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 1986, 20(5): 403-414.
- [2] Kita H. A game theoretic analysis of merging give-way interaction: a joint estimation model[J]. *Transportation and Traffic Theory in the 21st Century*, 2002(1): 503-518.
- [3] Ji K, Han K. Optimal decision-making strategies for self-driving car inspired by game theory[C]//*International Conference on Ubiquitous and Future Networks*. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 375-378.
- [4] Peng H, Lv C, Huang C, et al. Cooperative decision making of connected automated vehicles at multi-lane merging zone: a coalitional game approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 23(4): 3829-3841.
- [5] Peng H, Lv C, Xing X, et al. Human-like decision making for autonomous driving: a noncooperative game theoretic approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(4): 2076-2087.
- [6] Peng H, Huang C, Hu Z X, et al. Decision making of connected automated vehicles at an unsignalized roundabout considering personalized driving behaviors[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(5): 4051-4064.
- [7] 曲大义, 张可琨, 王韬, 等. 自动驾驶车辆换道决策行为分析及分子动力学建模[J]. *吉林大学学报: 工学版*, 2022, 12(1): 1-13.
Qu Da-yi, Zhang Ke-kun, Wang Tao, et al. Analysis of lane change decision behavior and molecular dynamics modeling of autonomous vehicle[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2022, 12(1): 1-13.
- [8] 董俊一. 考虑驾驶风格的智能驾驶换道决策模型研究[D]. 长春: 吉林大学交通学院, 2022.
Dong Jun-yi. Research on lane change decision model of intelligent driving considering driving style[D]. Changchun: College of Transportation, Jilin University, 2022.
- [9] 刘超, 丁菁. 一种基于合作博弈论的自动驾驶车道变更模型[J]. *计算机应用与软件*, 2022, 39(1): 236-241.
Liu Chao, Ding Jing. An automated driving lane change model based on cooperative game theory[J]. *Computers Applications and Software*, 2022, 39(1): 236-241.
- [10] 黑凯先, 曲大义, 郭海兵, 等. 网联混合车流车辆换道博弈行为及模型[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(6): 2495-2501.
Hei Kai-xian, Qu Da-yi, Guo Hai-bing, et al. Game behavior and model of lane changing for networked mixed traffic flow vehicles[J]. *Science, Technology and Engineering*, 2021, 21(6): 2495-2501.
- [11] Ali Y, Zheng Z D, Haque M, et al. A game theory-based approach for modelling mandatory lane-changing behavior in a connected environment[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 106(12): 220-242.
- [12] Elveve M, Ennana M. Gambit: Software tools for game theory[J]. *Modern Healthcare*, 2005, 41(5): 36-51.
- [13] 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]//*International Conference on Intelligent Transportation Systems*, Maui, HI, USA, 2018: 2118-2125.
- [14] 赵韩, 刘浩, 邱明明, 等. 考虑车流密度影响的驾驶风格识别方法研究[J]. *汽车工程*, 2020, 42(12): 1718-1727.
Zhao Han, Liu Hao, Qiu Ming-ming, et al. Research on driving style recognition method considering the influence of traffic flow density[J]. *Automotive Engineering*, 2020, 42(12): 1718-1727.
- [15] 李经纬, 赵治国, 沈沛鸿, 等. 驾驶风格 K-mean 聚类与识别方法研究[J]. *汽车技术*, 2018, 3(12): 8-12.
Li Jing-wei, Zhao Zhi-guo, Shen Pei-hong, et al. Research on K-means++ clustering and recognition of driving style[J]. *Automotive Technology*, 2018, 3(12): 8-12.
- [16] Guo Y, Weng G R. K-means++ clustering-based active contour model for fast image segmentation[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2018, 27(6): 1-12.
- [17] Wang R, Srdjan M L. Review of driving conditions prediction and driving style recognition based control algorithms for hybrid electric vehicles[C]//*Vehicle Power and Propulsion Conference*, Chicago, IL, USA, 2011: 1-7.