DOI：10.3901/JME.2023.14.202

考虑交互博弈的无信号交叉路口自动驾驶车辆决策规划研究*

徐 灿[1,2] 赵万忠[2] 李 琳[2] 张瑞军[2] 王春燕[2] 陈 锋[3]

(1. 合肥工业大学汽车与交通工程学院 合肥 230009；
2. 南京航空航天大学能源与动力学院 南京 210016；
3. 浙江万安科技股份有限公司 诸暨 311835)

摘要：为了解决无信号交叉路口自动驾驶车辆决策保守，与周围车辆交互性差的问题，提出一种考虑交互博弈的无信号交叉路口自动驾驶车辆决策规划算法。该方法分为以下几步，首先基于运动学模型及道路约束对自车和周围车辆进行初步的运动预测，并建立两车的交互动作空间，得到车辆可能的行驶域。其次，建立一个新颖的危险度评估方法，能评估两车在任意位置、任意姿态、任意速度下的碰撞危险度，用于各交互动作状态行为值的求解。进一步基于斯塔克伯格主从博弈求出两车的均衡动作策略，该策略即为当前交通环境下考虑交互得到的最优动作。最后，通过 Prescan/Simulink 构建交叉路口场景进行联合仿真，来验证该算法的合理性。结果表明所提出的考虑交互博弈的算法在保证安全性的基础上，能相对于基于决策树和无交互的方法分别提高 7.3%和 12.4%的效率，并能在多车复杂工况下与周围车辆进行灵活交互。

关键词：自动驾驶；决策规划；交互博弈；危险度评估；无信号路口

中图分类号：U471

Interactive Decision-making and Planning for Autonomous Driving Vehicles in Unsignalized Intersection

XU Can[1,2] ZHAO Wanzhong[2] LI Lin[2] ZHANG Ruijun[2] WANG Chunyan[2]
CHEN Feng[3]

(1. School of Automotive and Transportation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009;
2. College of Energy and Power Engineering,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016;
3. Zhejiang VIE Science & Technology Company limited., Zhuji 311835)

Abstract：In order to solve the driving conservatism and the poor interaction of autonomous vehicles in unsignalized intersection, an interactive decision-making and planning algorithm is proposed. It can be divided into the following steps. Firstly, the motion of surrounding vehicles is tentatively predicted by the kinematic model-based method with road constraints. Based on this, the interactive action space of ego vehicle and the surrounding vehicle is built to cover the feasible driving range. Then, a novel threat assessment function is formulated that can evaluate the colliding risk of vehicles under any position, posture, and velocity. It is used for the solution of the state-action value. Furthermore, the Stackelberg Game is utilized to obtain the equilibrium action of ego vehicle and the interactive vehicle, which is the optimal action with considering the interaction in current traffic. Finally, the proposed algorithm is validated by the constructed intersection scenario in Prescan/Simulink. The results reveal that the proposed interactive algorithm can improve the efficiency by 7.3% and 12.4% compared to the decision-tree and the no-interaction method respectively while ensuring safety. Besides, it can also realize agile interaction in multi-vehicle complex interaction.

Key words：autonomous driving；decision-making and planning；interaction；threat assessment; unsignalized intersection

* 国家自然科学基金资助项目(52072175，51775007)。20220709 收到初稿，
20221105 收到修改稿

0　前言

近些年，人们对于自动驾驶车辆的研究越发广泛，其中很多技术已经得到了商用，如自适应巡航技术，自动紧急制动技术，以及特斯拉、小鹏的高级辅助驾驶技术。然而，已有的技术主要针对一般场景下的自动驾驶，对于复杂场景则采用较为保守的方式，这会一定程度影响人类的乘车体验。其中无信号交叉路口作为一个在城市和乡村道路经常出现的场景，对于自动驾驶车辆依然存在很大的挑战。据调查[1-2]，有接近 40%的事故发生在该场景，并且大多数是由驾驶操作失误导致。因此，在无信号交叉路口与周围车辆进行有效的交互博弈、轨迹预测、意图推断，对于自动驾驶车辆的行驶安全性和高效性意义重大。

对于无信号交叉路口的研究，目前主要采用两种方式。一是利用智能网联技术进行中心化控制，该方法通过路端感知，云端管控以及车端执行，来协调多数车辆提高整体道路通行效率，缓解交通堵塞[3-5]。文献[6]中利用网联技术通过优化路口通行时间、车车间距、协同性能等来提高交通系统的安全性和行驶效率。然而，该方法依赖于车车通信技术的建设以及网络资源分配等[7]，当下大多数道路难以覆盖。另一个则是针对车端智能的自动驾驶车辆，通过“感知-决策-执行”架构[8]与周围车辆进行交互协同，本文主要基于该架构进行决策规划研究。

该架构下自动驾驶车辆的决策规划分为对周围车辆的运动预测，以及危险度评估。首先为了准确预测出车辆未来运动，已有的研究方法主要分为以下几种。一是通过神经网络的方法，其中循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)及长短时记忆(Long short-term memory，LSTM)网络在预测车辆未来轨迹上得到广泛应用[9-10]。清华大学李升波等[11]利用结构化 LSTM 网络对车辆进行运动预测，具体包括对道路的编码、解码、以及网络的训练。然而这类方法主要针对交通要素易于表示的高速场景，十字路口由于路况复杂导致道路特征不易提取。另一类则是基于运动学模型进行预测，主要通过车辆的运动约束来推断未来的运动轨迹。在文献[12]中，SCHUBERT 等建立并对比了各种运动模型下的轨迹预测性能，结果表明通过固定转弯率固定加速度(Constant turn rate and acceleration, CTRA)模型预测，相对于固定速度模型能取得更好的效果。然而，运动学预测只能反映短时域内车辆的运动趋势，对于长期的行驶意图依然难以预测。鉴于此，又有一些学者通过交互性运动预测进一步考虑车辆之间的交互博弈来进行长时域的行为意图预测[13-15]。文献[14]基于博弈树建立了自动驾驶车辆的决策过程，能实现对周围车辆的交互性运动预测，以及自车前瞻性、合作性的行为决策。文献[15]基于博弈论建立了自车与人类驾驶员的交互博弈模型，通过给定两车的交互动作空间，建立回报函数，再根据两车间的博弈方程来推断出交互行为，从而模拟人类驾驶员的推理决策过程。

基于周围车辆的预测轨迹，自动驾驶车辆需要进行精确的危险度评估来及时避免碰撞危险。由于路口场景没有明确的车道线，并且周围车辆行驶方向各异，进行危险度评估相对于多车道直线行驶工况复杂很多。已有的危险度指标如车头时距(Time headway, TH)，距离碰撞时间(Time to collision, TTC)等[16]在路口工况很难精确的进行危险度的评估。为此，文献[17]引入了碰撞圆的概念，根据两车重叠的碰撞区域进行随机性危险度评估。另有一些学者利用安全场来进行评估[18-21],但是该方法只能粗略评估两车的危险趋势，对周围车的相对横摆角，相对速度等因素不能精确地考虑进去。

通过以上分析，本文为了在交叉路口对周围车辆实现精确的运动预测，并充分考虑交互博弈，首先，通过运动学模型对车辆进行初步的运动预测，并建立自车与周围车的交互动作空间。其次，基于自车与周围车的运动信息建立了一个新的危险度评估函数，实现对任意姿态下的障碍物进行危险评估。然后，基于斯塔克伯格博弈来意图推断及决策规划，使得长短时域内决策出的轨迹都更贴近实际驾驶员操作。最后，通过 Prescan/Simulink 联合仿真验证该决策算法在路口决策中的性能优势。

1　运动预测及交互动作的建立

1.1　运动预测

在交叉路口场景下对周围车辆进行运动预测时，由于周围车辆未来的轨迹不但受到运动学约束，还由驾驶意图决定，要得到准确的轨迹比较困难。该节首先通过运动学模型得到周围车辆未来的运动趋势，再到后续章节考虑交互博弈来推断出具体的驾驶意图。

在运动预测时，自车通过摄像头、雷达等传感器可感知得到周围车辆如图 1 所示，包括以下信息

$$\boldsymbol{s}_t=(x_t,y_t,v_t,\varphi_t,a_t,w_t)^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{s}_t$ 为运动状态量；x_t 和 y_t 分别为车辆的纵横向位置；v_t 为车辆的速度; φ_t 为车辆的横摆角；a_t 为车辆的加速度；w_t 为车辆对应的横摆角速度。

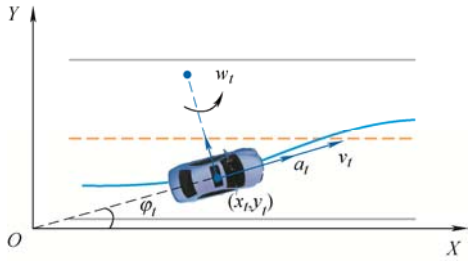

图 1 车辆在大地坐标系下运动信息

由于路口工况涉及到车辆的直行、转弯两种行为，对应的目标车道也发生变化，故要预测出周围车辆未来的运动趋势，需要分为两种情况，首先是目标车道不明确的时候，此时车辆在路口中央，可以利用固定转弯率固定加速度去预测。其次是车辆即将驶入目标车道时，此时车辆未来的运动将收敛于目标道路方向，则可根据运动学约束进行多项式预测。具体车辆的运动预测(Motion prediction, MP)可根据周围车辆的横摆角 φ_t 判断为

$$MP=\begin{cases}CTRA & \varepsilon<\left|\varphi_t\right|\leqslant\pi/2-\varepsilon\\ PP & \text{其他}\end{cases}\tag{2}$$

式中，PP 为多项式预测；ε 是两种预测方法切换的临界横摆角约为 π/6。

一方面，当周围车辆在道路中间没有明确目标车道时，利用固定转弯率固定加速度来预测，反映出车辆的运动趋势，表示为

$$\boldsymbol{s}(t+T)=\begin{pmatrix}x_{t+T}\\ y_{t+T}\\ v_{t+T}\\ \varphi_{t+T}\\ a\\ w\end{pmatrix}=\boldsymbol{s}(t)+\begin{pmatrix}\Delta x_T\\ \Delta y_T\\ aT\\ wT\\ 0\\ 0\end{pmatrix}\tag{3}$$

式中，$\Delta x_T=\dfrac{1}{w^2}[(v_t w+awT)\sin(\varphi_t+wT)-v_t w_t\sin\varphi_t+a\cos(\varphi_t+wT)-a\cos\varphi_t]$；$\Delta y_T=\dfrac{1}{w^2}[(-v_t w-awT)\cdot\cos(\varphi_t+wT)+v_t w\cos\varphi_t+a\sin(\varphi_t+wT)-a\sin\varphi_t]$；$T$ 为预测周期。

另一方面，当周围车辆即将收敛于目标车道时，根据当前时刻车辆的位置、速度、加速度约束，及终点时刻对应的速度、加速度约束，通过多项式拟合得到运动轨迹。对于侧向，包含 5 个约束，根据四次多项式拟合为

$$\begin{cases}y(t)=a_0+a_1t+a_2t^2+a_3t^3+a_4t^4\\ \text{s.t.}\\ y\big|_t=y_t,\dot{y}\big|_t=v_t\sin\varphi_t,\\ \ddot{y}\big|_t=a_t\sin\varphi_t+v_t w_t\cos\varphi_t\\ \dot{y}\big|_{t+Np}=0,\ddot{y}\big|_{t+N_p}=0\end{cases}\tag{4}$$

式中，$a_i(i=0\sim4)$ 是侧向多项式参数；$\dot{y}$ 和 $\ddot{y}$ 分别是侧向速度和侧向加速度；N_p 是预测时域。

对于纵向，在起始时刻同样有三个约束，而终点时刻由于速度位置不确定，只有加速度约束，则根据三次多项式约束为

$$\begin{cases}x(t)=b_0+b_1t+b_2t^2+b_3t^3\\ s.t.\\ x\big|_t=x_t,\dot{x}\big|_t=v_t\cos\varphi_t,\ddot{x}\big|_t=a_t\cos\varphi_t-v_t w_t\sin\varphi_t\\ \ddot{x}\big|_{t+Np}=0\end{cases}\tag{5}$$

式中，$b_i(i=0\sim3)$ 为纵向多项式参数；$\dot{x}$ 和 $\ddot{x}$ 分别时纵向速度和纵向加速度。

1.2 交互动作空间的建立

通过点运动模型粗略预测出周围车辆的运动轨迹后，需要将自车及周围车在决策时域内可能的行驶域表示出来，以便进一步交互博弈。

如图 2 所示，对于左侧周围车辆转弯时，由于无法确定行驶意图，可以在预测轨迹的基础上给定相应的动作空间。本文设定周围车辆预测轨迹(即第 1.1 节中保持当前运动)对应的动作序列为 B_5。当周围车辆在转弯时有 $B_5=\mathrm{CTRA}(a_t,w_t)$。在此基础上，通过加速、减速、附加横摆角速度形成一个动作空间 $\boldsymbol{B}$，表示为

$$\begin{cases}B_1=\mathrm{CTRA}(w_t,a_{\max})\\ B_2=\mathrm{CTRA}(w_t+\Delta w,a_t)\\ B_3=\mathrm{CTRA}(w_t,a_{\min})\\ B_4=\mathrm{CTRA}(w_t-\Delta w,a_t)\end{cases}\tag{6}$$

式中，B_1 和 B_3 分别为原有运动基础上的加速和减速动作；B_2 和 B_4 分别为原有运动基础上的左转和右转动作；$a_{\max}$ 和 $a_{\min}$ 为车辆在路口常规行驶对应的加速度和减速度；Δw 为附加横摆角速度。

该动作空间 $\boldsymbol{B}$ 即构成车辆的行驶域，如图 2 左侧轨迹所示，表现为圆弧型和螺线型轨迹序列。

对于图 2 右侧周围车辆直行时，此时由式(4)和式(5)中多项式预测到的动作 B_5 对应的终点为 $B_5\sim(x_{t+N_p},y_{t+N_p})$。以此为基准，可得到加减速动作 B_1、B_3 及换道动作 B_2、B_4 对应的目标终点为

$$\begin{cases}\|B_1-B_5\|=x_t+v_tN_p+a_{\max}N_p^2/2-x_{t+N_p}\\ \|B_3-B_5\|=x_t+v_tN_p+a_{\min}N_p^2/2-x_{t+N_p}\\ \|B_2-B_5\|=W\\ \|B_4-B_5\|=-W\end{cases}\tag{7}$$

式中，W 为车道宽度。

基于目标终点，可进一步利用多项式约束得到相应的轨迹序列，并根据实际车道分布适当的剔除相应动作，如图 2 右侧轨迹所示。

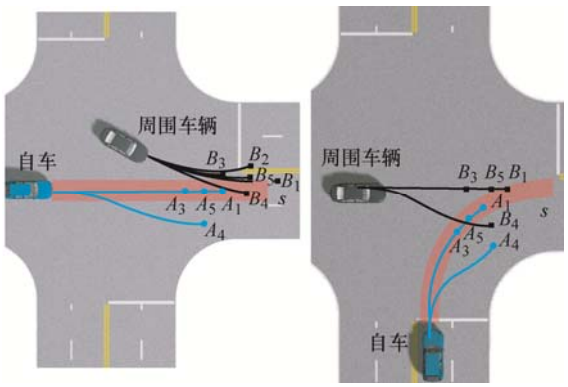

图 2　自车及周围车辆的交互动作空间，红色部分为自车全局路径对应的 Frenet 坐标系

对于自车，通常预先设定了宏观路径。由于自车需要围绕着宏观路径进行局部轨迹规划，则直接在 Frenet 坐标系中利用多项式运动预测并类似于式(7)给出动作空间 $\mathbb{A}$，再转到大地坐标系中进行危险度评估以确定最优轨迹，如图 2 中蓝色车辆所示。此时，自车在 Frenet 坐标系的位置、速度、横摆角 (s_t,l_t,v_t,ϕ_t) 可根据道路参考信息 $(x_t^{\mathrm{r}},y_t^{\mathrm{r}},\phi_t^{\mathrm{r}},k_{\mathrm{r}})$ 转到大地坐标系中的 (x_t,y_t,v_t,φ_t) 为

$$\begin{cases} x_t = x_t^{\mathrm{r}} - l_t\sin\phi_t^{\mathrm{r}} \\ y_t = y_t^{\mathrm{r}} + l_t\cos\phi_t^{\mathrm{r}} \\ v_t = \sqrt{[v_t\cos\phi_t(1-k_{\mathrm{r}}l_t)]^2+[v_t\sin\phi_t]^2} \\ \varphi_t = \phi_t^{\mathrm{r}} + \phi_t \end{cases} \tag{8}$$

式中，$(x_t^{\mathrm{r}},y_t^{\mathrm{r}},\phi_t^{\mathrm{r}},k_{\mathrm{r}})$ 分别为道路参考点在大地坐标系下对应的纵横向位置、横摆角和曲率，如图 3 所示。

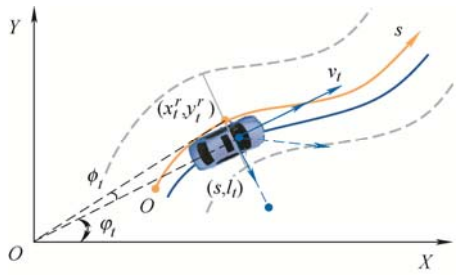

图 3　自车在 Frenet 坐标系中的点运动模型

2　各动作评估函数的建立

第 1 节对车辆未来轨迹进行初步运动预测，并建立了自车与周围车辆的交互动作空间。基于两车间的交互动作空间，本节将对各动作对应的收益进行性能评估。

2.1　各动作回报函数的确定

当两车采取各交互动作达到相应状态时，会产生一个即时回报 R_t，具体该回报与车辆的行驶性能有关，常见的性能包括车辆面临的安全性能，高效性能以及舒适性能，即

$$R_t = F_t + E_t - C_t \tag{9}$$

式中，F_t 为周围车对自车的碰撞危险度；E_t 为自车的行驶效率，可由自车速度与期望行驶速度 v_{des} 的偏差表示：$E_t = |v_t - v_{\mathrm{des}}|$；$C_t$ 为采取动作所付出的舒适性成本。

对于该舒适性成本 C_t，通常换道动作相对高些，加减速动作则较低些，具体可根据决策动作对应的轨迹终点与参考动作对应的轨迹终点偏差表示如下

$$C_t = \lambda_1\cdot|x_{\mathrm{d}} - x_{t+Np}| + \lambda_2\cdot|y_{\mathrm{d}} - y_{t+Np}| \tag{10}$$

式中，$(x_{\mathrm{d}},y_{\mathrm{d}})$ 为决策动作对应的轨迹终点；(x_{t+Np},y_{t+Np}) 为预测动作对应的轨迹终点；λ_1 和 λ_2 分别为加减速和换道对应成本系数。

2.2　危险度评估函数的建立

对于危险度评估函数，由于交叉路口是一个多方向行驶的工况，周围车的运动姿态多种多样，要评估两运动车辆在任意姿态下的危险度较为复杂。为了反映出位置、姿态、速度的影响，本文提出一种新的危险度评估函数来评估任意姿态下两车间的危险度。

首先是两车位置和速度都在一个方向时的危险度，可以利用安全距离模型求解。具体如图 4 所示，其中 $\boldsymbol{r}_{\mathrm{e}}$ 为自车车头与前车边缘的距离向量，两车安全距离 D_{s} 则表示为

$$D_{\mathrm{s}} = \frac{v_{\mathrm{s}}^2 - v_{\mathrm{e}}^2}{2|a_{\min}|} + v_{\mathrm{s}}\varsigma + G \tag{11}$$

式中，$a_{\min}$ 是车辆的减速度；G 是车辆停止后两车的最小间距；ς 为自车的反应时间。此时两车间的危险度可由安全距离 D_{s} 与相对距离 $\boldsymbol{r}_{\mathrm{e}}$ 之比表示。

当两车位置在同一方向，而车速不在一个方向时。由于碰撞主要在纵向产生，故周围车对自车产生的危险度主要由自车速度 v_{e} 在周围车 v_{s} 方向的分量组成，即

$$D_{\mathrm{s}} = \frac{v_{\mathrm{s}}^2 - (v_{\mathrm{e}}\cos\Delta\varphi)^2\,\mathrm{sgn}(\cos\Delta\varphi)}{2|a_{\min}|} + v_{\mathrm{s}}\varsigma + G = k_1[v_{\mathrm{s}}^2 - (v_{\mathrm{e}}\cos\Delta\varphi)^2\,\mathrm{sgn}(\cos\Delta\varphi)] + b_1 \tag{12}$$

式中，$\Delta\varphi$ 为自车与周围车横摆角偏差 $\Delta\varphi=\varphi_e-\varphi_s$；sgn()是符号函数；$\mathrm{sgn}(\cos\Delta\varphi)$ 用于判断两车速度是同向还是相向；k_1 是安全系数；b_1 是安全间距常量。通常，车辆在路口对应的速度较低约为 8 m/s，减速度 $a_{\min}$=−3 m/s^2；反映时间 ς 包括决策系统反映时间和制动器执行时间，大约 0.8 s；两车停止后距离 G=4 m 左右。从而可以求解得到安全系数 k_1=0.17，间距常量 b_1=10。

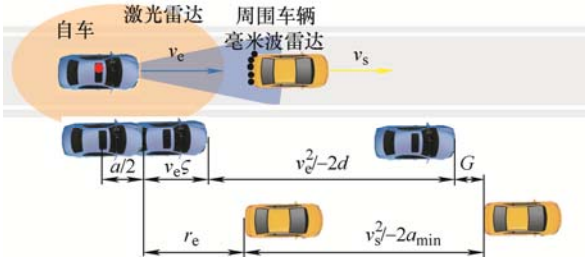

图 4 同方向两车的安全距离模型

基于自车与周围车辆的安全距离，可定义两车位置在同一方向时的危险度评估函数 F。通常当自车与周围车辆相对距离 $\boldsymbol{r}_e$ 在安全距离 D_s 之外时，两车相当安全，危险度可定义为“0”。而当两车距离越发接近时，则对应的危险度将不断增大。该过程还受道路环境因素影响，具体表示为

$$F=\mathrm{poslin}\left(R_a\cdot\frac{D_s}{\|\boldsymbol{r}_e\|}-1\right)=\begin{cases}0 & \|\boldsymbol{r}_e\|\geqslant R_a\cdot D_s\\ R_a\cdot\dfrac{D_s}{\|\boldsymbol{r}_e\|}-1 & \text{其他}\end{cases}\tag{13}$$

式中，poslin()是正线性函数，只保留正的部分；R_a 是相对危险因子，当道路环境越恶劣，R_a 取值越高，相应危险等级也提高，具体取值参照文献[22]，如表 1 所示。

表 1 不同道路状况下的相对危险因子 $\boldsymbol{R}_a$

道路状况	分布概率	事故数	相对危险度 R_a
良好	0.845	7 992	0.9
雨	0.088	978	1.06
雨夹雪	0.005	77	1.46
雪	0.062	1 417	2.18

此外，当两车位置也不在同一方向时，此时可将距离向量 $\boldsymbol{r}_e$ 拓展到椭圆形安全场内，具体如式(14)所示

$$F=\mathrm{poslin}\left(R_a\cdot\frac{k_1[v_s^2-(v_e\cos\Delta\varphi)^2\,\mathrm{sgn}(\cos\Delta\varphi)]\mathrm{sgn}(\cos\theta_s)+b_1}{\|\boldsymbol{r}_e\|}-1\right)\tag{14}$$

式中，θ_s 是距离向量 $\boldsymbol{r}_e$ 与周围车速度方向的夹角；$\mathrm{sgn}(\cos\theta_s)$ 用于判断周围车在自车前方还是后方。

至于距离向量 $\boldsymbol{r}_e$，通常碰撞主要在纵向产生，对于侧向会小些。故侧向会添加松弛因子使得该危险场变成椭圆的更合理，当传感器在自车中心时，该距离向量可表示为

$$\boldsymbol{r}_e=[x_s-x_e-a/2,\xi\cdot(y_s-y_e-b/2)]\tag{15}$$

式中，ξ 是松弛因子，决定了椭圆场的扁平程度，由于交叉路口没有严格车道约束，ξ 取得相对小些为 2。a 和 b 分别为自车的长和宽，在计算两车相对距离时将传感器到自车边界的距离剔除。

此外，当周围同时存在多辆车时，对自车造成的危险度将为其中最大的一个为

$$F=\max(F_1,F_2,\cdots,F_k)\tag{16}$$

式中，F_i (i=1～k)为周围车辆对应的危险度，对应最危险的车辆也即交互博弈的车辆。

该场函数对应的危险度示意图，如图 5 所示，能客观评估出周围车辆对自车的碰撞危险度。同样的，自车对周围车造成的危险度，也可按照该方法求得。

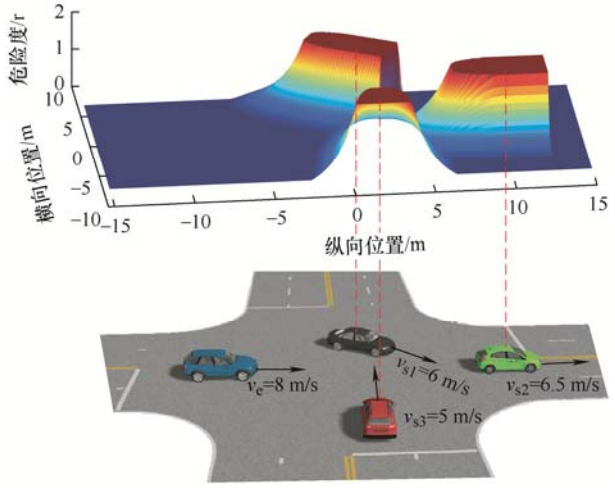

图 5 周围车辆危险度示意图，其中蓝色车辆为自车

3 交互博弈模型的建立及求解

基于两车的交互动作空间以及收益评估函数。该部分将进一步考虑交互博弈过程，并基于斯塔克伯格主从博弈推断出两车对应的均衡动作解。

3.1 主车及从车的确定过程

对于交叉路口工况下的交互决策，为了保证行驶的安全性及通行效率，后车通常会对前方车辆进

行谦让，以快速通过交叉路口。在该过程中，前车与后车通常是主从博弈的关系。前车为主车，后车在服从前方车辆的基础上，尽可能提高自身的行驶效率。此时可利用二人斯塔克伯格主从博弈来描述这个交互决策过程。

具体的，本文需要先确定自车与周围车辆的主从地位。通常在直线道路上，我们判定前方车辆处于主导地位，后方车辆不断跟随前车则处于服从地位。对于交叉路口同样如此，当两车保持当前运动行驶到一个方向时，前方车辆即为主车，后方车辆为从车。具体可通过周围车辆运动到自车前方时的相对距离 $\boldsymbol{r}_{\mathrm{e}}'$ 判定，如图 6 所示。

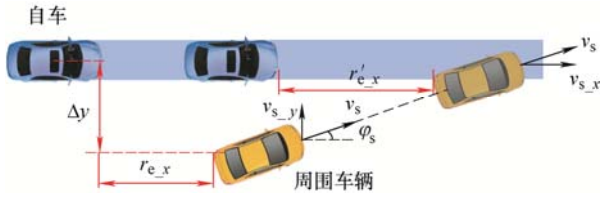

图 6　主从车辆判定过程

首先，周围车距离自车前方时间表示为

$$T_{\mathrm{TF}}=\frac{\Delta y-b/2}{v_{\mathrm{s}}\sin\varphi_{\mathrm{s}}} \tag{17}$$

式中，b 是自车宽度，以此剔除掉传感器到自车两侧的距离。

基于该时间，周围车辆与自车在 x 方向的相对距离可表示为

$$\boldsymbol{r}'_{\mathrm{e_}x}=\boldsymbol{r}_{\mathrm{e_}x}+(v_{\mathrm{s}}\cos\varphi_{\mathrm{s}}-v_{\mathrm{e}})\cdot T_{\mathrm{TF}} \tag{18}$$

式中，$\boldsymbol{r}_{\mathrm{e_}x}$ 为距离向量在 x 方向的分量。

从而可根据该 x 方向的距离向量判定自车的主从地位为

$$\text{自车}=\begin{cases}\text{从车} & \boldsymbol{r}'_{\mathrm{e_}x}\geqslant 0\\ \text{主车} & \boldsymbol{r}'_{\mathrm{e_}x}<0\end{cases} \tag{19}$$

3.2　均衡求解

第 2 节建立的收益评估函数，能评估特定时刻自车与周围车辆对应的行驶性能。然而，具体求解某一组行为序列 (A_1,B_1) 对应的状态-行为值函数时，不能仅仅评估单一时刻的，需要求解整条轨迹对应的综合性能。根据马尔可夫决策过程，状态-行为值函数 $Q(\boldsymbol{s}_t,A_1,B_1)$ 可由采取这一组动作策略对应的累计折扣回报求解，具体为

$$Q(\boldsymbol{s}_t,A_1,B_1)=\sum_{i=0}^{n}\gamma^i R_{t+i+1} \tag{20}$$

式中，γ 为折扣因子；R_{t+i+1} 为对应 t+i+1 时刻的即时回报。本文 n=10，即对于一个动作序列取 10 个离散状态点来求解动作的值函数。

自车和周围车分别采取动作 A_5,B_5 时对应的状态-行为序列如图 7 所示，具体的，通过式(9)对各时刻求解即时回报即可得到该组动作对应的收益 map 图，该图主要由车辆所面临的碰撞危险度决定。由图可知，对于左侧车辆的汇入动作，在当前时刻对应的危险度较低。然而当两车按照当前运动趋势行驶下去，越往后对应的危险度越高，故自车需要提前采取行为以避让即将到来的危险。类似的，自车对周围车产生的状态-行为值函数也可利用该方法求解得到。下面就是根据这些动作对应的收益，来求解两车博弈均衡解的过程。

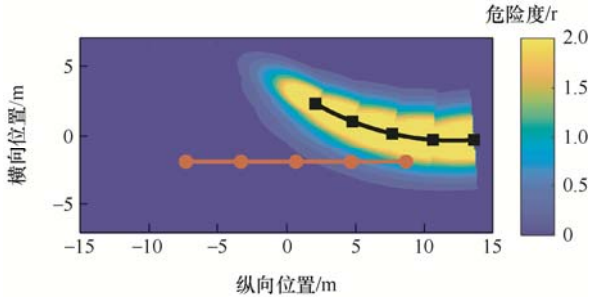

图 7　状态-行为值求解示意图

首先需要求解从车对主车的响应函数。对于图 7 所示场景，自车是从车，周围车是主车。对于主车给定一组加速度及转向动作 B_i，从车会在此基础上得到最优的响应动作 $\hat{A}$。具体该动作定义为

$$\hat{A}=\Upsilon(B_i) \tag{21}$$

$$\Upsilon(B_i)\triangleq\{\zeta\in\mathbb{A}:Q_t^1(\boldsymbol{s}_t,\zeta,B_i)\leqslant Q_t^1(\boldsymbol{s}_t,A_j,B_i),\forall A_j\in\mathbb{A}\} \tag{22}$$

式中，Υ 为从车的最优动作响应函数；Q_t^1 是从车的状态-动作值函数，Q_t^1 越小，动作越优；$\mathbb{A}$ 是从车的动作空间。

进一步地，主车将基于从车对自己最不利的选择，确定一个动作来最小化自身的状态-动作值函数 Q_t^2

$$B^*=\operatorname{argmin}[\max(Q_t^2(\boldsymbol{s}_t,A_j,\zeta)),A_j\in\Upsilon(B_i),\zeta\in\mathbb{B}] \tag{23}$$

式中，B^* 是主车的最优动作；$\mathbb{B}$ 是主车的动作空间。

从而从车的最优动作可根据式(23)对应的最优响应函数得到 $A^*=\Upsilon(B^*)$。这两个解 (A^*,B^*) 即为斯塔克伯格均衡解。

对于图 7 所示的场景，可得到自车与周围车辆各个动作对应的状态-行为值函数矩阵如表 2 所示。

对于该交互博弈矩阵，通过以上均衡求解方法，可得到主车采取动作 B_1，从车采取动作 A_3 时达到均衡解。相应的，对于多辆车的过程，只需要挑选其中最危险的车辆进行博弈，剩余车在评估函数中体现即可。

表 2 两车各交互动作状态行为值

状态-行为值		前方车辆的动作(主车)				
		B_1	B_2	B_3	B_4	B_5
自车的动作(从车)	A_1	5.57, 11.06	10.31, 16.17	8.50, 18.50	7.36, 15.36	12.46, 19.92
	A_3	0.03, 0.07	0.03, 0.17	0.08, 0.66	1.12, 0.26	0.05, 0.17
	A_4	0.59, 0.68	0.45, 0.35	2.00, 2.61	2.42, 4.46	1.19, 1.67
	A_5	1.16, 4.31	3.22, 6.73	7.43, 15.11	3.07, 8.46	4.15, 9.15

4 交叉路口验证过程

为了验证所提出的交叉路口考虑交互博弈的决策算法的合理性，该部分将进行仿真测试。具体通过 Prescan/Simulink 联合仿真来验证该决策算法与已有算法在路口决策中的对比性能优势，进行跟踪控制时，则利用 Prescan 中自带的预瞄模块。

进一步建立路口多车复杂场景，来验证该算法与周围车辆的交互博弈能力。该过程对应的决策参数如表 3 所示。

表 3 决策参数设定

参数	取值
预测周期 T/s	0.1
预测时域 N_p/s	2
常规行驶对应加速度 a_{max}/(m/s^2)	2
常规行驶对应减速度 a_{min}/(m/s^2)	–3
附加横摆角速度 Δw/(rad/s)	0.15
道路宽度 W/m	3.5
自车期望速度 v_{des}/(m/s)	7
安全系数 k_1	0.17
间距常量 b_1	10
道路危险因子 R_a	1
值函数折扣因子 γ	0.98
加减速/换道对应成本系数 λ_1/λ_2	0.01/0.02

4.1 与已有算法对比过程

本文主要与两类典型方法做对比，一是不考虑交互博弈的决策方法，另一种是基于两层决策树的方法[13]。其中，决策树会考虑自车的多个决策序列，获得两层动作对应的综合回报最优的动作。在进行验证时，本文分为周围车汇入和交叉直行两个场景进行对比。

4.1.1 场景 1：周围车汇入

该场景如图 8 所示，自车沿着当前车道直行，周围车辆从左侧道路左转汇入当前车道。随着两车在路口越发靠近，自车会与前方车辆发生激烈的交互博弈，并决策出相应的动作来避让，同时保证行驶效率。在该过程中，三种方法决策出的轨迹及速度曲线如图 8 和图 9 所示。

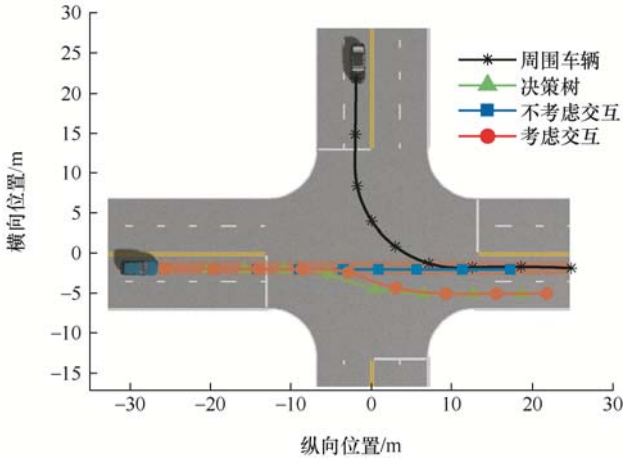

图 8 周围车汇入的轨迹图

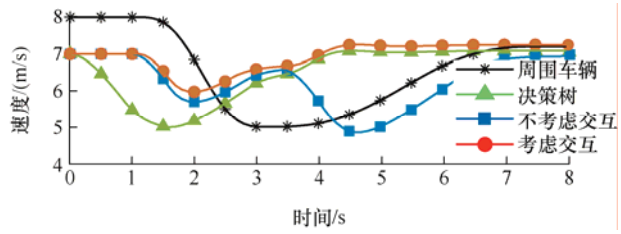

图 9 周围车汇入的速度对比图

由图 8、9 可知，该过程分为以下阶段，首先是 0～2 s，周围车以较高速度交叉直行时，对自车产生的危险较大，自车通过减速来降低危险度；其次是 2～5 s，周围车辆汇入时，此时对自车产生的危险度相对于交叉直行要小些，自车先适当加速以达到期望速度。随着汇入车辆不断减速，自车则采取相应措施进行避让，其中基于决策树和考虑交互的方法选择换道至右侧稀疏车道进行避让，而不考虑交互的方法则选择减速跟车进行避让。最后 5 s 之后，考虑交互和基于决策树的方法已经保持期望速度行驶，而不考虑交互的方法则继续跟车行驶。

该过程对应各决策方法的性能参数如表 4 所示，由于两车处于长期交互过程，基于决策树的方法通过考虑未来较远时域能保持危险度在很低的范

围内，同时也导致当前牺牲的效率多些。而无交互的方法只考虑眼下动作最优，存在较高的危险度，并且决策较为保守，不能灵活换道。

表 4　决策结果对比

决策方法	平均速度/(m/s)	平均危险度	最大危险度	最短距离/m
决策树	6.40	0.018 5	0.296 9	8.52
无交互	6.11	0.074 4	0.669 6	7.108
考虑交互	6.87	0.019 1	0.340 2	5.59

由表 4 可知，对于考虑交互的方法，在保证安全性的基础上，相对于基于决策树的方法和无交互的方法，能分别提高 7.3 %和 12.4 %的效率。

4.1.2　场景 2：周围车交叉直行

该场景下，周围车继续交叉直行，此时自车会与周围车辆进行激烈的交互。该过程三种方法决策出的速度如图 10 所示，相应最危险状态如图 11 所示。

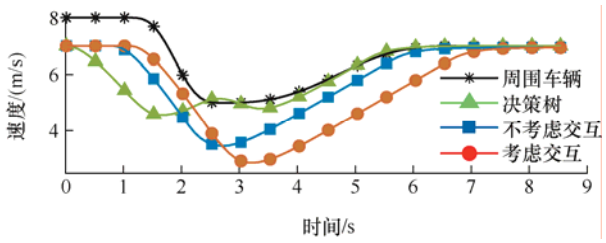

图 10　周围车直行对应的速度图

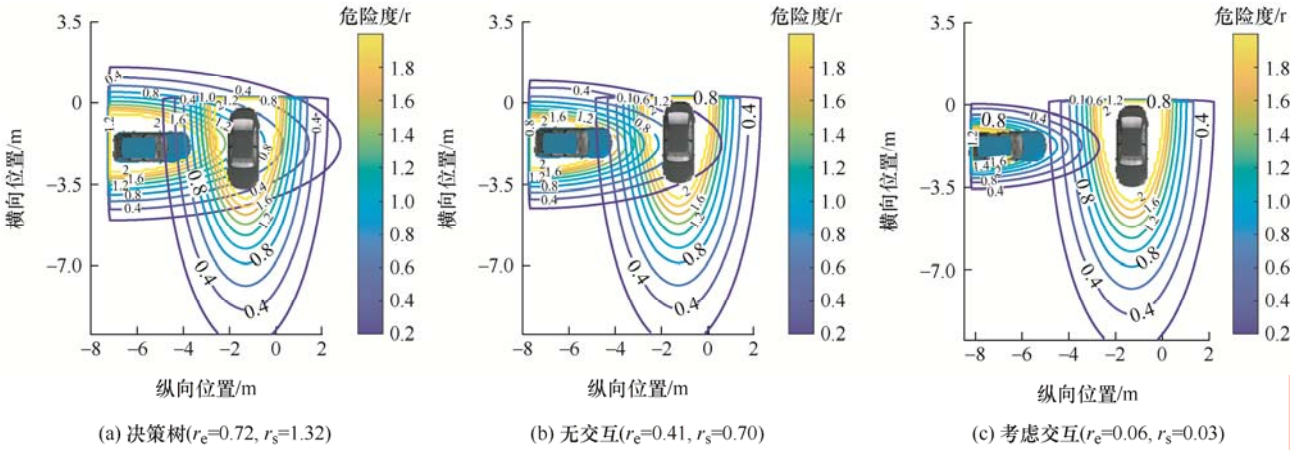

图 11　周围车交叉直行对应的最危险状态及相应危险度

此时两车的交互主要集中在前半段，基于决策树的方法考虑未来较远时域意义不大，导致当前时刻不能很好地避让，对于自车与周围车辆受到的碰撞危险都很高，具体如图 11a 所示。而不考虑交互的方法主要立足于缓解眼下的危险度，对于自车受到的危险度较小。然而由于决策过程忽略了自车对周围车的影响，导致决策的速度较高，对周围车辆造成了很大的碰撞危险度，如图 11b 所示。相对于前两者，本文提出的考虑交互博弈的过程，则能将自车与周围车所面对的危险状况同时考虑进去。如图 11c 所示，自车与周围车都在对方的危险场之外，能保证两者同时安全行驶。此后，由于周围车为主车，自车会不断减速，直至周围车顺利通过前方。

通过与已有算法的仿真对比可看出该考虑交互博弈的算法在面对碰撞危险时，会尽量保证自车安全同时不对周围车辆造成威胁。在此基础上，则进一步提高自身的行驶效率。

4.2　多车复杂场景交互过程

为了验证该决策规划算法在多车复杂场景下的合理性，该部分建立更为复杂的路口左转场景，并设定了三辆障碍车辆。此时，自车要想顺利转弯到目标车道，需要与周围危险的车辆进行实时交互，并同时保证与其他车辆的安全性。具体的，该场景及决策出的自车轨迹如图 12 所示。

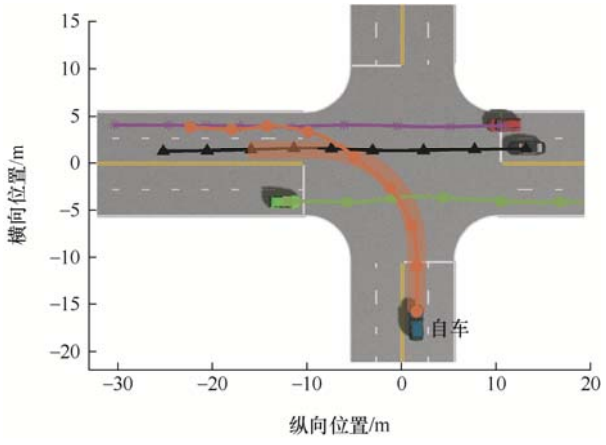

图 12　周围行驶轨迹以及自车决策轨迹图

对于该场景，自车决策时首先需要根据面临的危险度判断出最危险的车辆并与之进行交互。如图 13 所示，该过程危险度呈现 3 波峰，分别由左转过程中这三辆车依次造成。根据图 12 中车辆的轨迹以及图 14 中自车与交互车辆的速度变化图，可将该决策过程分为三个阶段。

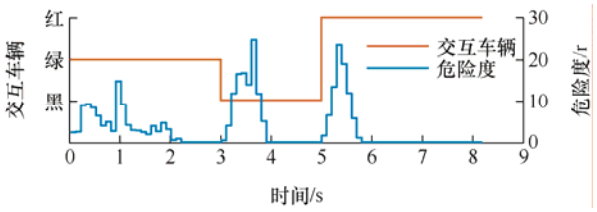

图 13 交互车辆及未来 2 s 累计危险度变化图

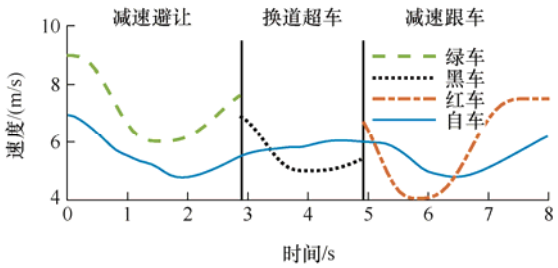

图 14 自车与交互车辆速度对比图

一是减速避让阶段，该过程左侧过来的绿色车辆与自车交叉直行，自车则不断减速，直到绿车通过。具体的，两车交互博弈过程如图 15 中前两张图所示，该图将周围车辆与自车在未来 2 s 内所形成的危险场形象描述出来。同时图上的蓝色目标点为自车的候选轨迹终点，黑色目标点则为交互车辆的。红色终点则为两车博弈出的联合最优动作。第二阶段是换道超车阶段，当自车左转接近目标车道时，黑色车辆突然减速。如图 15 中间部分所示，黑车对自车造成很大的危险度，而红色车辆则以较高速度在右侧车道行驶，此时自车博弈出的最优动作则为右侧换道。第三阶段是跟车阶段，此时自车决策的动作受前方红车的影响较大。当红车减速到自车安全距离之内时，自车也决策出相应的减速动作。由该多车复杂决策过程可知，自车总能与周围车辆进行灵活交互，并做出对整个交通系统有利的决策。同时周围车不按均衡策略行驶时，自车也能通过滚动决策及时调整行为策略。

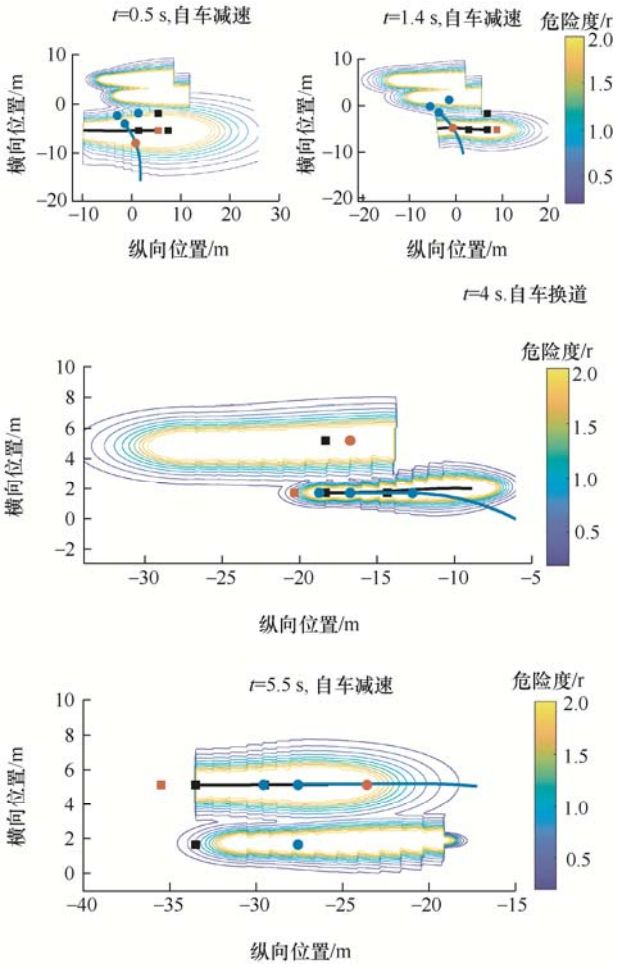

图 15 特定时刻交互决策过程图

5 结论

(1) 提出了一种基于固定转弯率固定加速度预测与多项式预测相结合的轨迹预测模型，将车辆当前运动趋势与道路约束充分考虑进去，并依此建立了两车交互动作空间。

(2) 建立了无信号交叉路口两车间的客观危险度评估函数。该函数基于安全距离模型建立，能评估两车在任意位置，任意姿态，任意速度下的碰撞危险度。

(3) 基于斯塔克伯格主从博弈，建立了路口场景车辆间的交互博弈模型，仿真结果表明该方法能在与周围车辆实时交互，并在保证车辆安全性的基础上，相对基于决策树的方法和不考虑交互的方法能分别提高 7.3%和 12.4%的效率。

下一步工作本文将考虑更多交通要素，包括车辆类型、道路行人、非机动车等交通参与者，建立更一般的多智能体交互协同机制，使得路口安全性和通行效率进一步提高。

参 考 文 献

[1] SHIRAZI M，MORRIS B. Looking at Intersections：A survey of intersection monitoring，behavior and safety analysis of recent studies[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2017，18(1)：4-24.

[2] CHOI E H. Crash factors in intersection-related crashes：An on-scene perspective[R]. Washing D.C，USA：National Highway Traffic Safety Administration，2010.

[3] GULER S，MENENDEZ M，MEIER L. Using connected vehicle technology to improve the efficiency of intersections[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2014，46：121-131.

[4] LI S，SHU K，CHEN C，et al. Planning and decision-making for connected autonomous vehicles at road intersections：A review[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering，2021，34：133.

[5] FABIANI F，GRAMMATICO S. Multi-vehicle automated driving as a generalized mixed-integer potential game[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2020，21(3)：1064-1073.

[6] LI Li，WEN D，YAO D. A survey of traffic control with vehicular communications[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2014，15(1)：425-432.

[7] YE H，LI G，JUANG B. Deep reinforcement learning based resource allocation for V2V communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology，2019，68(4)：3163-3173.

[8] NOH S. Decision-making framework for autonomous driving at road intersections：Safeguarding against collision，overly conservative behavior，and violation vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics，2019，66(4)：3275-3286.

[9] MIN K，KIM D，PARK J. RNN-based path prediction of obstacles vehicles with deep ensemble[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology，2019，68(10)：10252-10256.

[10] XIN L，WANG P，CHAN C，et al. Intention-aware long horizon trajectory prediction of surrounding vehicles using fual LSTM networks[C]// IEEE Conf. Intell. Transp. Syst. Proceedings，ITSC，2018：1441-1446.

[11] HOU L，XIN L，LI S，et al. Interactive trajectory prediction of surrounding road users for autonomous driving using structural-LSTM network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2020，21(11)：4615-4625.

[12] SCHUBERT R，RICHTER E，WANIELIK G. Comparison and evaluation of advanced motion models for vehicle tracking[C]// Proc. 11th Int. Conf. Inf. Fusion，2008：730-735.

[13] LI N，OYLER D，ZHANG M，et al. Game theoretic modeling of driver and vehicle interactions for verification and validation of autonomous vehicle control systems[J]. IEEE Transactions on Control System Technology，2018，26(5)：1782-1797.

[14] BAHRAM M，LAWITZKY A，FRIEDRICHS J，et al. A game-theoretic approach to replanning-aware interactive scene prediction and planning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology，2016，65(6)：3981-3992.

[15] XU C，ZHAO W，LI L，et al. A nash Q-learning based motion decision algorithm with considering interaction to traffic participants[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology，2020，69(11)：12621-12634.

[16] HILLENBRAND J，SPIEKER A，KROSCHEL K. A multilevel collision mitigation approach - its situation assessment，decision making，and performance tradeoffs[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2006，7(4)：528-540.

[17] CAMPOS G，RUNARSSON A，GRANUM F，et al. Collision avoidance at intersections：A probabilistic threat-assessment and decision-making system for safety interventions[C]// IEEE Int. Onf. Intell. Transp. Syst. ITSC，2014：649-654.

[18] WANG J，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.

[19] 刘梓林，黎予生，郑玲. 基于非结构化环境点云稀疏表示的无人驾驶汽车局部路径规划方法[J]. 机械工程学报，2020，56(2)：163-172.
LIU Zilin，LI Yusheng，ZHENG Ling. Local path planning for autonomous vehicles based on sparse representation of point cloud in unstructured environments[J]. Journal of Mechanical Engineering，2020，56(2)：163-172.

[20] 马小陆，梅宏. 基于改进势场蚁群算法的移动机器人全局路径规划[J]. 机械工程学报，2021，57(1)：19-27.
MA Xiaolu，MEI Hong. Mobile robot global path planning based on improved ant colony system algorithm with potential field[J]. Journal of Mechanical Engineering，2021，57(1)：19-27.

[21] 张三川，明珠. 基于主动安全的改进人工势场局部路径

规划研究[J]. 郑州大学学报(工学版)，2021，42(5)：32-36.
ZHANG Sanchuan，MING Zhu. Research on improved local path planning of artificial potential field based on active safety[J]. Journal of Zhengzhou Univerisity (Engineering Science)，2021，42(5)：32-36.

[22] MALIN F，NORROS I，INNAMAA S. Accident risk of road and weather conditions on different road types[J]. Accident Analysis and Prevention，2019，122(1)：181-188.

作者简介：徐灿，男，1994 年出生，讲师。主要研究方向为智能车决策控制。
E-mail：xucan2011@126.com
赵万忠(通信作者)，男，1982 年出生，博士，教授，博士研究生导师。主要研究方向为车辆系统动力学，智能车安全与控制。
E-mail：zhaowanzhong@126.com