

基于凸近似的避障原理及无人驾驶车辆 路径规划模型预测算法

韩月起^{1,2} 张凯² 宾洋^{1,2} 秦闯² 徐云霄² 李小川²
和林² 葛建勇² 王天培² 刘宏伟²

摘要 提出了一种改进的无人驾驶车辆路径规划方法,并搭建了相应的软件在环实时仿真系统,对方法在结构化道路下的复杂动态交通工况进行性能验证.首先,引入基于凸近似的避障原理,对障碍物参考点的选取进行优化,扩大了路径规划的可行域范围.采用改进后的方法,并结合模型预测控制(Model predictive control, MPC)原理和曲线坐标系,综合考虑自车及障碍车的外形、道路几何约束及自车的机械结构约束、路径最短、侧向加速度、道路对中、逐次变道、车距安全度、左变道优先和前轮转角变化率等权重的影响,实现了车辆在复杂动态交通工况下的路径规划.最后,以长城 H7 运动多用途车作为无人驾驶实验及仿真平台,搭建基于 dSPACE 多核架构的 Carsim + Simulink 软件在环实时仿真系统,对算法进行验证.结果表明,所提出的方法不仅可获得合理、平滑的行驶路径,顺利避开运动障碍车的干扰,而且具有良好的实时性.

关键词 无人驾驶车辆, 路径规划, 凸近似, 避障原理, 模型预测控制

引用格式 韩月起, 张凯, 宾洋, 秦闯, 徐云霄, 李小川, 和林, 葛建勇, 王天培, 刘宏伟. 基于凸近似的避障原理及无人驾驶车辆路径规划模型预测算法. 自动化学报, 2020, 46(1): 153–167

DOI 10.16383/j.aas.2018.c170287

Convex Approximation Based Avoidance Theory and Path Planning MPC for Driver-less Vehicles

HAN Yue-Qi^{1,2} ZHANG Kai² BIN Yang^{1,2} QIN Chuang² XU Yun-Xiao² LI Xiao-Chuan²
HE Lin² GE Jian-Yong² WANG Tian-Pei² LIU Hong-Wei²

Abstract An improved path planning algorithm for the driver-less vehicle is proposed in this paper, and a soft-ware in loop system is set up to evaluate its performance under complex dynamic traffic scenarios. First, a convex approximation based avoidance theory is introduced, and a method to optimize the obstacle's reference point is proposed for enlarging approachable region. Based on the proposed algorithm, the theory of MPC (Model predictive control) and the curvilinear coordination system, and nine key weighting factors are considered thoroughly to achieve an optimal path, including the dimensions of ego and obstacle vehicles, path geometric constraints and ego vehicle's mechanical constraints, shortest path, lateral acceleration, path alignment, lane changing successively, vehicle to vehicle safety distance, left lane changing priority and the rate of front wheel angle change. Finally, the GWM H7 SUV is used as the driver-less prototype vehicle, and a Carsim + Simulink based soft-ware in loop system is set up, via using the dSPACE multi-cores platform, in order to test the proposed algorithm. The simulation test results demonstrate that not only a reasonable and smooth path is achieved to avoid the disturbances from the moving vehicles, but also an expected real-time performance is obtained.

Key words Driver-less vehicles, path planning, convex approximation, obstacle avoidance theory, model predictive control (MPC)

Citation Han Yue-Qi, Zhang Kai, Bin Yang, Qin Chuang, Xu Yun-Xiao, Li Xiao-Chuan, He Lin, Ge Jian-Yong, Wang Tian-Pei, Liu Hong-Wei. Convex approximation based avoidance theory and path planning MPC for driver-less vehicles. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(1): 153–167

收稿日期 2017-06-02 录用日期 2017-12-06
Manuscript received June 2, 2017; accepted December 6, 2017
国家自然科学基金(51007003), 重庆市科学技术委员会重点专项资助项目(cstc2017jcyjBX0029)资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (51007003), Key Funding Projects of the Chongqing Science and Technology Commission (cstc2017jcyjBX0029)
本文责任编辑 李力
Recommended by Associate Editor LI Li
1. 重庆理工大学机械检测技术与装备教育部工程研究中心 重庆

无人驾驶技术不仅可以降低人为的交通事故, 减少拥堵现象的发生, 并且可以提高能源的利用率,

400054 2. 长城汽车股份有限公司技术中心河北省汽车工程技术研究中心 保定 071000

1. Engineering Research Center of Mechanical Testing Technology and Equipment, Ministry of Education, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054 2. Research and Development Center of Great Wall Motor Company, Automotive Engineering Technical Center of Hebei, Baoding 071000

是未来的汽车重要技术发展趋势之一。经过国内外数十年的研究,无人驾驶技术正由驾驶辅助过渡到全自主驾驶技术的阶段^[1-2]。

作为无人驾驶的关键技术之一:路径规划,是从起点到终点找到一条无碰撞的可行驶路径。路径规划包括全局和局部两种。全局路径规划主要为局部路径规划提供导向约束,使车辆沿着导航系统提供的一系列期望局部目标点行驶^[3]。而局部路径规划是在车辆沿期望路径行驶时,通过车载传感器感知周围环境及交通信息,从而实现车道保持、动态避障等功能。后者对算法的实时性要求较高。由于目前在全局规划算法方面的研究已经获得较为成熟的结果,本文将主要针对动态交通环境下的复杂工况局部路径规划进行研究。

目前,在无人驾驶车辆局部路径规划领域主要有有人工势场法(Artificial potential field, APF)、滚动优化法、栅格法和插值曲线等4类方法。Khatib在惩罚函数的基础上引入了APF的概念^[4]。APF法使用排斥力场和吸引力场两个力场的叠加,引导移动机器人完成路径规划任务^[5]。现有关于APF法应用于移动机器人路径规划的研究热点,主要集中在通过对引力势函数与斥力势函数的优化和改进,来解决APF法局部极小点问题。文献[6]使用虚拟障碍法解决局部极小问题,并针对路径抖动问题,提出将机器人到障碍物的安全距离加入到斥力函数中,改善了路径规划的效果。文献[7]提出一种基于APF的动态安全预警区域,有效地提高了远程机器人遥操作的安全。栅格(Grid)法是由Howden提出^[8],通过将规划空间分解成一系列的网络单元,并赋予一定通行因子后,路径规划问题就变成在栅格网上,使用启发式算法(比如由Dijkstra算法发展来的A*^[9])或遗传算法等寻求最优路径的问题。滚动优化法属于预测控制理论中的一种次最优方法。文献[10]以滚动方式进行在线规划,研究了全局环境未知时机器人的路径规划问题。文献[11]针对移动机器人基于行为的导航问题,将最小二乘法和机器学习思想引入到基于滚动窗口的路径规划方法中,加强了未知环境中机器人导航的准确性。文献[12]提出一种基于实时避障和运动规划的滚动窗口全局路径规划方法。文献[13-14]提出了基于凸近似的避障原理,并采用分布式线性时变模型预测控制(Model predictive control, MPC)方法,实现了无人机队的编队避障飞行控制。文献[15]受弹性带方法^[16]的启发,提出一种凸弹性平滑(Convex elastic smoothing)方法,即在一条已知的参考轨迹周边构成一条避障管道(Collision-free tube),并基于此管道对参考轨迹分成两个凸问题分别进行优化,即:固定速度,优化参考轨迹形状;进而,固定优化的形状,

进一步优化速度。然而,该方法的前提是通过一些路径规划方法(比如改进的微分Fast marching trees (FMT)方法^[17])预先获得参考轨迹,其主要目的是优化参考轨迹的形状和速度,以获得实时的优化方法。此外,文献[15]仅对几种静态障碍物的避障进行了性能仿真验证,虽然其每个迭代的优化周期耗时基本上<200ms,达到实时性要求,但该耗时并不包括参考轨迹的获取。CMU的无人驾驶实验室在这一领域做了大量的前沿性研究工作^[18-19],探讨了基于动态交通信息的无人驾驶路径和速度规划问题。通过考虑曲线道路模型、障碍物、速度/加速度等约束,将路径规划分解成多个子模块的耦合优化问题。其中,将路径规划分为换道、横向避障策略和纵向(即速度)避障策略三个子模块进行考虑,并使用动态规划方法进行优化,获得了不错的效果。但其使用的仍是机器人常用的运动学模型,而忽略了车辆行驶的动力学影响。此外,其避障时,将自车膨胀为一个包含了自车最大外形尺寸的轮廓圆,显然这对自车做了较大的冗余。基于插值曲线的路径规划方法是近年出现的新方法,如B样条曲线^[20]、贝塞尔曲线^[21]、高阶多项式曲线^[22]、回旋曲线^[23]等。随着定位和导航技术越来越精确,可以提供此类算法所需的准确路径点,因此得以大量推广。参加DARPA城市挑战赛的斯坦福大学无人驾驶团队^[24]最近与奥迪汽车合作开发的自动驾驶车辆^[25],其路径规划算法主要采用回旋曲线的方法。文献[26-28]采用高次曲线的拟合方法,实现非结构化道路下,静态障碍物的局部路径规划。此类算法生成的轨迹是连续的,在路径的平滑度、舒适性、稳定性、车辆运动学和动力学约束上有较好的优势。但此类算法忽视了避障过程中交通环境变化的问题,即无法应对动态的障碍物干扰。

本文以障碍物动态干扰下的结构化道路路径规划为目标,首先基于凸近似的避障原理,对障碍物参考点的选取进行优化,以扩大路径规划的可行域范围。在此基础上,结合MPC算法和曲线坐标系,建立自车的运动学和动力学模型,以路径最短、侧向加速度、道路对中、逐次变道、车距安全度、左变道优先和前轮转角变化率等作为权重,考虑自车及障碍车的外形、道路几何约束及自车的机械结构约束等约束条件,导出基于MPC的路径寻优二次规划问题,并基于序列二次规划(Sequential quadratic programming, SQP)方法进行求解。最后,以长城H7 SUV作为无人驾驶路径规划的实验和仿真平台,搭建了基于dSPACE多核架构的Carsim+Simulink软件在环系统SILS(Soft-ware in loop systems)。基于SILS,针对前方障碍物车辆为静态/动态的直道/弯道复杂道路交通工况,验证

了上述算法具有较好的实时性, 均能使自车安全、平顺、舒适地避开障碍物车辆的动态干扰, 并沿着车道线行驶。

1 长城 H7 车辆非线性运动学及动力学建模

本文采用融合了车辆运动学和动力学的二自由度模型 (如图 1 所示), 其在保证模型精度的基础上, 可以满足路径规划的性能和实时性要求。

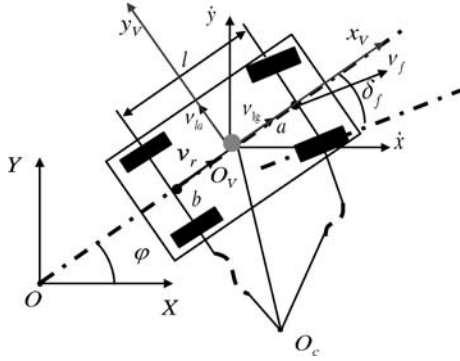


图 1 车辆模型

Fig. 1 Vehicle model

图 1 中, OXY 构成大地坐标系, $O_V x_V y_V$ 构成车辆坐标系, φ 为车辆的航向角, δ_f 为前轮转角, l 为车的轴距, a/b 为前/后轴距离质心的距离, R 为车辆转弯半径, v_f 和 v_r 分别为车辆前轴和后轴的前进速度, v_{lg} 和 v_{la} 分别为质心的纵向和侧向速度, $[x, y]^T$ 为车辆质心的坐标. 根据运动几何关系, 可得到如下结合运动学及动力学的车辆模型

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{v}_{la} \\ \dot{\varphi} \\ \ddot{\varphi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_r \cos \varphi - v_{la} \sin \varphi \\ v_r \sin \varphi + v_{la} \cos \varphi \\ \dot{\varphi} \left(\frac{ak_f - bk_r}{M_v v_r} - v_r \right) + v_{la} \frac{(k_f + k_r)}{v_r M_v} \\ \dot{\varphi} \\ \dot{\varphi} \frac{a^2 k_f + b^2 k_r}{I_z v_r} + v_{la} \frac{(ak_f - bk_r)}{v_r I_z} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{k_f}{M_v} \\ 0 \\ \frac{ak_f}{I_z} \end{bmatrix} \delta_f \quad (1)$$

式中, k_f/k_r 分别为前轮/后轮的侧倾刚度, I_z 为车辆绕 z 轴转动惯量, M_v 为车辆质量. 由式 (1) 可见, 该模型的输入直接为前轮转角 δ_f , 由此把从前轮转角到车轮航向角 φ 的整个动力学环节融合到一个模

型中, 并用于路径规划. 由图 1 几何关系可得

$$\begin{cases} v_{lg} = v_r \\ v_{la} = \frac{b}{R} v_r \\ \frac{v_r}{R} = \varphi = v_r \frac{\tan \delta_f}{l} \end{cases} \quad (2)$$

进一步的, 对式 (1) 离散化可得到

$$\begin{cases} \mathbf{X}(t+1) = F(\mathbf{X}(t)) + G(\mathbf{X}(t))\delta_f(t) \\ \mathbf{Y}(t) = \mathbf{X}(t) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{X} = [x \ y \ v_{la} \ \varphi \ \frac{d(\varphi)}{dt}]^T$, 状态矩阵 $F(\mathbf{X}(t))$ 和控制矩阵 $G(\mathbf{X}(t))$ 分别参考附录 A.

相应的长城 H7 车辆参数值如表 1 所示. 现阶段, 为了保证安全, 我们仅考虑固定的较低行驶车速, 即 $v_r = 6 \text{ m/s}$. 由于 H7 为前驱车, 我们可以通过车速反馈控制, 实现其匀速行驶。

表 1 长城 H7 车辆参数值

Table 1 Vehicle parameters of the GWM H7

参数	数值	单位	参数	数值	单位
k_f	-111 187	N/rad	I_z	3 522.1	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$
k_r	-90 773	N/rad	M_v	2 211	kg
a	1.25	m	v_r	6	m/s
b	1.59	m			

2 一种改进的车辆路径规划方法

本节主要阐述基于凸近似的避障基本原理^[13-14], 并在此基础上提出可扩大可行域范围的改进策略, 最后通过仿真与传统 APF 法进行对比, 验证其有效性。

2.1 基于凸近似的避障原理及可行域计算方法

实际物体的平面几何形状均可采用一个或者多个凸多边形的组合来近似描述. 由此, 可对自车和障碍车作如下定义:

1) 令自车质心位置为 $\mathbf{p}_0 = [x_0 \ y_0]^T$, 其外观信息为向量 $\mathbf{d}_k \in \mathbf{R}^2$, $k = 1, \dots, r$. 由此, 自车将包含在凸多边形 $\mathbf{p}_0 + \text{conv}\{\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_r\}$ 中. 显然, 当 $r = 1$ 和 $\mathbf{d}_1 = [0 \ 0]^T$ 时, 意味着自车简化为一个点。

2) 令障碍车为 $\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_M \in \mathbf{R}^2$, M 为障碍车的数量, 障碍车的参考点表示为 $\mathbf{q}_i \in \mathbf{R}^2$, $i = 1, \dots, M$. 若 $\mathbf{p}_0, \mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_M \in \mathbf{R}^2$, 并且 $\mathbf{p}_0 \neq \mathbf{q}_i$, 则定义第 j 个元素 g^j 表示如下

$$g^j = \min_{\mathbf{w} \in \mathbf{w}_j} \mathbf{A}_c^j \mathbf{w} \quad (4)$$

式中, $j = 1, \dots, M$, $\mathbf{w} \in \mathbf{R}^2$. 由此得到可行域的计

算方法, 如下

$$P = \{p \in \mathbb{R}^2 : A_c p \leq b_c + g - A_c d_m, \\ m = 1, \dots, r\} \quad (5)$$

其中

$$A_c = \begin{bmatrix} A_c^1 \\ \vdots \\ A_c^M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (q_1 - p_0)^T \\ \vdots \\ (q_M - p_0)^T \end{bmatrix} \\ b_c = \begin{bmatrix} b_c^1 \\ \vdots \\ b_c^M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (q_1 - p_0)^T q_1 \\ \vdots \\ (q_M - p_0)^T q_M \end{bmatrix} \\ g = \begin{bmatrix} g^1 \\ \vdots \\ g^M \end{bmatrix}$$

显然, 多边形 P 为包含 p_0 , 但不包含 $w_j, \forall j = 1, \dots, M$ 及其内部点的可行域. 如果障碍物 w_j 为凸多边形, 并且可用其端点表示为 $w_j = \text{conv}\{w_{j1}, \dots, w_{js_j}\}$, 则式 (4) 可以简化为

$$g^j = \min_{h=1, \dots, s_j} A_c^j w_{jh} \quad (6)$$

若定义 μ_j 为缩放系数, 且 $\mu_j \geq 0$, 令 $\mu_j w_j = \text{conv}\{\mu_j w_{j1}, \dots, \mu_j w_{js_j}\}$. 相应的, g^j 可以缩放为 $\mu_j g^j$.

为了检验基于凸近似避障原理及其可行域计算方法的有效性, 本节将与经典 APF 法和网格 + 三次曲线拟合法 (简称为 Grid) 进行对比. 选择 3 种比较典型的局部最小问题工况进行了讨论, 包括:

- 情景 1. 目标点在障碍物背后的情况 (图 2(a));
- 情景 2. 目标点与障碍物紧邻的情况 (图 2(b));
- 情景 3. 局部震荡路径的情况 (图 2(c)).

在此对比仿真中, 障碍物和自车的尺寸分别为 (1×9) 和 (0.5×1) , 对比结果如图 2 所示.

图 2 三种情景下, 对于 APF 法, 除了情景 1 的车辆由于陷入局部最小点而无法到达终点外, 其他两种情景均能找到路径, 但在逐渐靠近目的地的过程中, 伴随着一定的震荡. 而基于凸近似的可行域计算方法和 Grid 法均能够顺利达到目的地, 且前者的规划路径距离在情形 1、2 时候, 显然更短. 但在情形 3, 基于凸近似的可行域计算方法获得的路径长度, 与 Grid 法相比, 甚至略长, 且没有 Grid 法平滑 (主要是由于 Grid 法额外使用了三次曲线进行了路径的平滑拟合). 我们结合情形 1 和 3 的规划路径特点分析可知, 基于凸近似的可行域计算方法的基本原理为, 自车只有在遇到障碍物才进行可行域计算,

否则其将以离终点坐标最近的点作为下一步的行进方向. 因此, 对情形 3, 自车在开始阶段, 就会尽可能以最短路径直接朝终点方向行进 (由情形 1 和 3 的初始阶段规划路径可见). 随着离障碍物越近, 基于凸近似的可行域计算方法才会开始纠正路径, 导致在中间阶段相比 Grid 法出现较大的拐弯, 使得后半段规划出来的路径略长. 因此, 严格上说, 基于凸近似的可行域计算方法是一种已知全局期望终点坐标信息, 但属于局部最优的路径规划方法. 而此处的 Grid 法, 不仅已知全局期望终点坐标信息, 而且将起点到终点的全局区域分成了一系列具有二值信息的网格单元 (如图中 “×” 符号所示), 因此是一种全局路径规划. 显然, 该方法会占据大量的存储空间和计算时间. 上述分析将在第 6 节的仿真结果得到进一步验证.

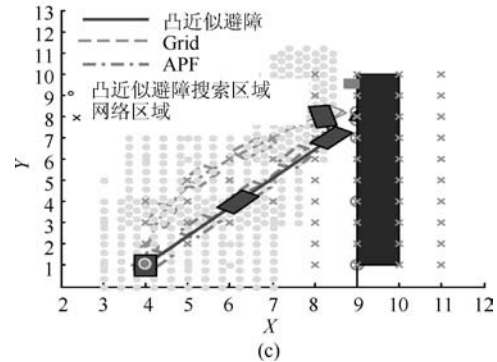
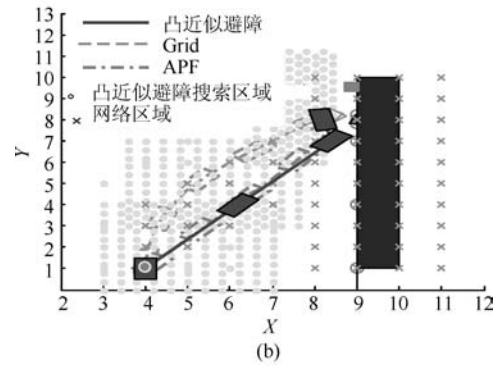
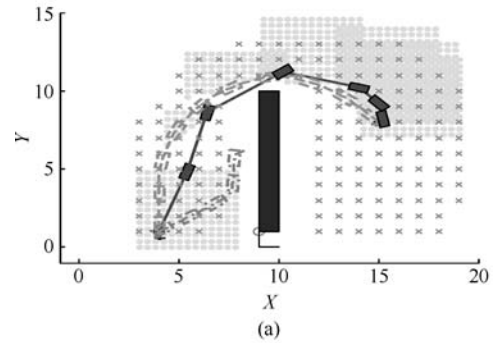


图 2 情景 1~3 下 3 种方法的对比结果
Fig. 2 Comparison of three methods under scenarios 1~3

在验证算法有效性的基础上, 下一节将进一步讨论算法中障碍物参考点的选取对可行域的影响。

2.2 障碍物参考点选取

文献 [13–14] 中选取障碍物的几何中心点为参考点, 这会导致在一些特殊点处计算出的可行域相对较小, 影响路径规划的效果, 甚至会引起路径规划失败。针对该问题, 本节提出将自车几何中心位置 p_0 与障碍车的欧几里得距离的最近点, 作为障碍车参考点 q_j^* (如图 3 所示), 即

$$q_j^* = \min_{w \in w_j} \sqrt{(w - p_0)^T (w - p_0)} \quad (7)$$

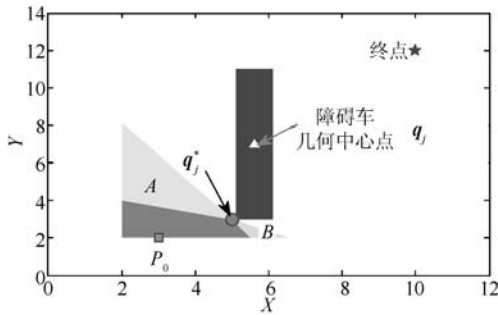


图 3 不同参考点计算的可行域对比

Fig. 3 Feasible area comparison calculated by different reference points

将上述提出的障碍物参考点选取方法, 与目前的几何中心点为参考点的方法进行对比, 如图 3 所示。图 3 中, 方块点 $p_0 = [3 \ 2]^T$ 为自车当前位置, 深色区域为障碍车, 圆点 q_j^* 为本文提出的障碍车参考点, 三角点 q_j 为文献 [13–14] 提出的障碍车参考点 (即几何中心点)。基于可行域计算式 (5), 浅色区域 A 为通过本文提出的参考点计算出的可行域; 而浅色区域 B 为通过几何中心点计算出的可行域。通过对比可见, 改进后方法计算出的可行域, 要明显大于改进前方法。因此, 改进后的算法可以利用更多的空间来进行路径的选取。但不能忽略的一点是, 改进的参考点可能会对可行域的搜索方向有一定的影响。

为验证改进算法带来的效果, 本节继续采用第 2.1 节的自车外形尺寸进行仿真。图 4 为改进前后两种路径规划方法的对比结果。显然, 本文提出的方法更为平滑和合理。

利用第 3 节提出的避障原理及可行域计算方法, 下一节将结合 MPC 的优化原理, 综合考虑结构化道路的复杂工况、几何约束以及车辆转向机械结构的约束条件, 讨论 H7 SUV 的路径规划算法。

3 弯道情况下车道偏移量的计算

对于弯道情况, 需要将上述优化得到的路径规划结果, 进一步投影到一个基准坐标系下, 才能够

准确计算出自车偏离道路的偏移量。根据曲线坐标 (Curvilinear coordination) 的原理^[29], 可得到如下图 5 所示的车道偏移量计算方法。图 5 中, $o_L x_L y_L$ 构成道路坐标系 (即基准坐标系), 该坐标系由感知车道线的摄像头决定, S_L 为车辆质心偏移中间道路的位移量。

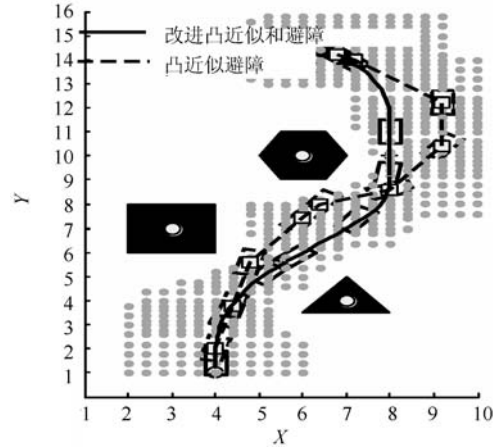


图 4 改进前后两种凸近似避障法的路径规划结果对比

Fig. 4 Path planning comparison results between un-developed and developed convex approximation avoidance methods

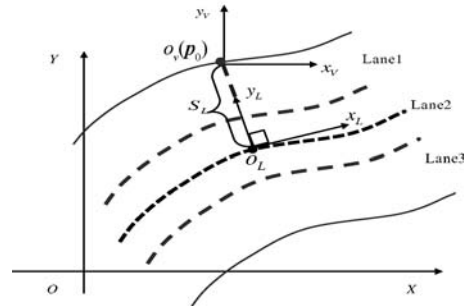


图 5 基于曲线坐标系统的车道偏移量计算原理
Fig. 5 Lane off-set calculation theory based on the curvilinear coordination system

显然, o_L 为车辆质心点 p_0 投影到中间车道上的点, 则车道偏移量 S_L 为 p_0 点到中间车道的最短距离。该 o_L 点的求取, 可采用两步的数值计算方法, 即采用二次最小化方法先得到粗略的最近点位置, 然后采用牛顿法获得更为准确的位置^[30]。投影点 o_L 的求取将用于下面的车道线换道及车道对中控制。

4 结构化道路的路径规划 MPC 算法

首先, 本节讨论在结构化道路下, 车辆安全、舒适行驶时, 需要考虑的几个基本因素, 并将其转化为权重函数的数学表达; 进一步, 考虑自车转向及结构化道路的几何约束条件; 最后, 给出基于 MPC 的路径寻优二次规划问题。

4.1 权重函数的确定

根据 MPC 的基本原理^[31], 令 N 为可预测的步长, 由此我们考虑如下 7 个因素对路径规划的影响, 涉及路径最短、车道对中、左变道优先、侧向加速度、逐次变道、安全度和前轮转角变化率.

4.1.1 路径最短的权重函数

为了保证自车当前状态 $\mathbf{p}_0(t)$ 在可预测步长 N 内, 到达期望点 $\mathbf{p}_d$ 的行驶路径最短, 可定义路径最短权重函数为

$$f_{\text{cost}_d}(t+k) = k_1 \left[\mathbf{p}(t+k+1) - \mathbf{p}(t+k) \right]^T \times \left[\mathbf{p}(t+k+1) - \mathbf{p}(t+k) \right] \quad (8)$$

式中, $k = 0, 1, 2, \dots, N-1$, k_1 为权重系数, $\mathbf{p}_0(t) = \mathbf{p}(t)$, $\mathbf{p}_d(t) = \mathbf{p}(t+N)$.

4.1.2 车道对中的权重函数

为保证在无干扰情况下, 自车保持行驶在车道中间位置, 定义车道对中权重函数为

$$f_{\text{cost}_l}(t+k) = k_2 \left[\sin \left(\frac{2}{W_L} S_L(t+k) - 1 \right) \frac{\pi}{2} + 1 \right] \quad (9)$$

式中, k_2 为权重系数, W_L 为实时测得的车道宽, 在 2.75 m ~ 3.75 m 变化.

以车道宽为 3.4 m 的三车道为例, 基于基准坐标系 $o_L x_L y_L$, 由式 (9) 可算出车道偏移量 S_L 与 $f_{\text{cost}_l}(t+k)/k_2$ 的关系如图 6 所示. 由图 6 可见, 三条车道各自中间位置 (-3.4 m, 0 m, 3.4 m) 处的惩罚值为 0, 而车道线所在位置 (-5.1 m, -1.7 m, 1.7 m, 5.1 m) 处的惩罚值最大. 因此, 当自车骑行在车道线上时, 其惩罚值最大; 而当行驶在车道中间位置时, 其惩罚值最小. 由此避免了自车长时间骑行在车道线上的情况出现.

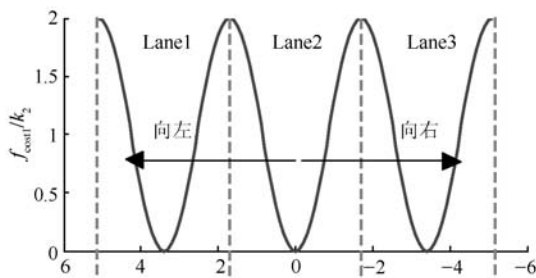


图 6 车道偏移量与车道线权重值的关系

Fig. 6 The relationship between lane off-set and cost coefficient

4.1.3 左变道优先的权重函数

考虑我国交通法规的要求, 车辆在执行换道超车动作时, 优先选择左侧车道. 所以在惩罚函数中添加左侧优先换道的权重函数

$$f_{\text{cost}_{lp}}(t+k) = k_3 \begin{cases} 0, & S_L(t+k+1) - S_L(t+k) > 0 \\ 1, & \text{否则} \end{cases} \quad (10)$$

式中, k_3 为权重系数.

4.1.4 侧向加速度的权重函数

从自车行驶的安全性和舒适性出发, 此处引入侧向加速度值的大小来定义权重函数, 即

$$f_{\text{cost}_{ay}}(t+k) = k_4 \dot{v}_{la}(t+k) \quad (11)$$

式中, k_4 为权重系数.

4.1.5 逐次变道的权重函数

为避免随意单次连续变换两个以上的车道, 此处引入权重函数, 即

$$f_{\text{cost}_c}(t+k) = k_5 \begin{cases} 1, & |S_L(t+k+1) - S_L(t+k)| > W_L \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (12)$$

式中, k_5 为权重系数.

4.1.6 安全度的权重函数定义

若已知自车和障碍车车速, 根据车辆的制动性能, 定义如下的安全车距为^[32]

$$d_s(t+k) = 2.2v_{rel}(t+k) + D_0 \quad (13)$$

式中, $v_{rel} = v_r - v_l$ 为自车和障碍车两车的相对车速 (m/s), v_l 为障碍车车速 (m/s), $D_0 = 6.2$ m 为自车停车时自车和障碍车之间的距离. 若自车与障碍车的实际车距为 d_t , 则得到实际车距与安全车距的比值为

$$\gamma(t+k) = \frac{d_t(t+k)}{d_s(t+k)} \quad (14)$$

由此定义安全度的权重函数为

$$f_{\text{cost}_s} = k_6 \gamma(t+k) \quad (15)$$

式中, k_6 为权重系数.

显然, 通过该函数的定义, 我们可以引入障碍车速度 v_l 对优化问题的影响. 显然, 当自车速度固定时, v_l 越小, 则对应的相对车速 v_{rel} 和 γ 越大, 导致安全度的权重函数越大, 反之亦然.

4.1.7 前轮转角变化率的权重函数

为防止控制过程中, 前轮转角的剧烈抖动, 此处引入其变化率的影响, 以实现平顺的控制效果, 并定义如下权重函数

$$f_{\text{cost}_f} = k_7[\delta_f(t+k+1) - \delta_f(t+k)] \quad (16)$$

式中, k_7 为权重系数。

4.2 车辆及结构化道路的几何约束条件

受实际车辆转向机械结构及结构化道路几何约束的影响, 系统优化时需要满足以下 3 个约束条件: 根据车辆前轮转向机的设计结构, 其最大转角为 $\pm 31^\circ$, 所以前轮转向角的约束为

$$-31^\circ < \delta_f < 31^\circ \quad (17)$$

考虑车辆行驶的安全性和舒适性, 对车辆的侧向加速度约束如下

$$-7 \text{ m/s}^2 < \dot{v}_{la} < 7 \text{ m/s}^2 \quad (18)$$

为了防止车辆驶出道路边缘, 设置道路坐标系下可行域的边界极值与道路边缘相距半个车宽

$$\left(S_{L_{\min}} + \frac{W_c}{2}\right) < S_L < \left(S_{L_{\max}} - \frac{W_c}{2}\right) \quad (19)$$

式中, $S_{L_{\max}}/S_{L_{\min}}$ 分别为左/右道路边缘在道路坐标系下的极限位置偏移量, W_c 为车宽。

4.3 基于 MPC 的路径寻优二次规划问题

结合第 1 节的模型、第 2 节的避障原理、第 4.1 节的权重函数和第 4.2 节的约束条件, 本节导出如下基于 MPC 的路径寻优二次规划问题

$$\min \sum_{k=0}^{N-1} \|f_{\text{cost}_d}\|^2 + \|f_{\text{cost}_l}\|^2 + \|f_{\text{cost}_{lp}}\|^2 + \|f_{\text{cost}_{ay}}\|^2 + \|f_{\text{cost}_c}\|^2 + \|f_{\text{cost}_s}\|^2 + \|f_{\text{cost}_f}\|^2 \quad (20a)$$

$$\text{s.t. 离散化模型 (3)} \quad (20b)$$

$$\delta_f(t+k) = \delta_f(t+N_\mu-1), \quad k = N_\mu, \dots, N \quad (20c)$$

$$\text{约束条件(17) ~ (19)} \quad (20d)$$

$$\text{可行域计算方法(4) ~ (6)} \quad (20e)$$

其中, N_μ 为控制步长。

分析上式 (20) 可知, 离散化的车辆运动学及动力学模型式 (20b), 将用于 MPC 预测未来的车辆状态信息; 不等式约束式 (20d), 将用于满足车辆转向机械结构及结构化道路几何约束的条件; 基于凸近

似避障原理的不等式 (20e), 将构成约束, 用于寻找可行域。

然而, 由式 (10) 和式 (12) 可知, 由于其引入了非连续的布尔变量作为权重函数, 会导致目标函数 (20a) 为非凸。相应的问题就变成混合整数的非线性规划 (Mixed integer nonlinear programming, MINLP) 问题, 但目前为止这类问题并没有找到一种统一、成熟的求解方法^[33]。但对式 (10) 和式 (12) 进行观察可见, 其引入的布尔变量仅用于权重函数的评价, 而并没有出现在需要优化的状态变量或者控制变量, 因此本质上仍属于带约束的非线性规划 (Nonlinear programming, NLP) 问题。显然, 求解 NLP 问题有很多优秀算法^[34]。但是, 由于权重函数 (10) 和 (12) 为非凸, 因此这类 NLP 问题只能得到局部最优解。为了削弱布尔变量影响, 我们将权重函数 (10) 和 (12) 的布尔变量松弛到连续空间, 如下

$$f'_{\text{cost}_{lp}}(t+k) = k_3 \left[\frac{-\arctan[30(s_L(t+k+1) - s_L(t+k))]}{3.1} + 0.5 \right] \quad (21)$$

$$f'_{\text{cost}_c}(t+k) = \frac{k_5[-\arctan(25.5\pi - 80 \frac{|s_L(t+k+1) - s_L(t+k)|}{w_L}) + 1.6]}{3.2} \quad (22)$$

松弛前后的权重函数如图 7 所示, 显然具有较好的近似度, 因此保留了原有权重函数的性质。而且, 布尔变量进行松弛后得到了连续的凸问题, 显然凸 NLP 问题可以求得全局最优解。由此, 我们可使用现有的序列二次规划 (Sequential quadratic programming, SQP) 方法进行求解^[35-36]。

5 基于 Carsim + Simulink 的 dSPACE 多核架构 SILS

为了高效、安全地验证本文所提出算法的有效性, 我们开发了一种基于 Carsim + Simulink 的 dSPACE 多核架构 SILS。该 SILS 的特点为, 用一个处理核 (CPU) 实现 Carsim 对 H7 车辆模型和复杂动态交通环境的模拟; 用另一个处理核实现基于 Simulink 的 MPC 优化控制; 最终在一个 dSPACE 的框架下, 实现 H7 车辆模型在实际交通工况下实时路径规划。相对于 Carsim + Simulink 的联合仿真, 该 SILS 可以实现更为逼近于实时工况的实车验证。SILS 系统由软硬件两部分组成, 硬件部分如图 8 所示。硬件部分: 工作站 (PC) 一台、dSPACE 主机一台 (包括四核 DS1006 主板)、DS819 上位机通讯板

卡、DS814 dSPACE 主机通讯板卡、光纤线一根; 软件部分: dSPACEControlDesk5.2、Carsim2016 (自带 RT 模块)、Matlab2012b.

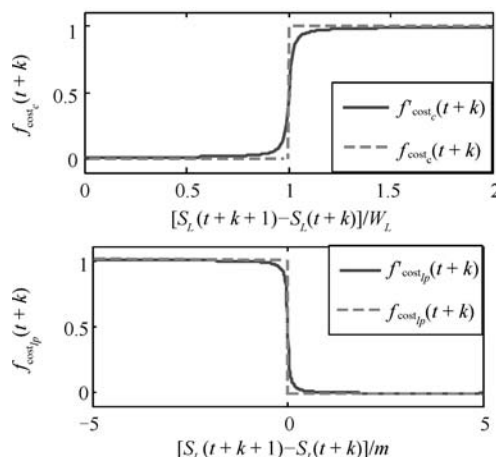


图 7 权重函数松弛前后结果对比

Fig. 7 Comparison results of the cost functions before/after relaxation



图 8 SILS 系统实物图

Fig. 8 Hard-ware of SILS system

系统的软/硬件系统配置及架构, 如图 9 所示. 下面将详细分析各自的功能作用.

如图 9 所示, 主机上运行 Carsim、Matlab2012b 和 ControlDesk5.2 等 3 个软件. 其中, ControlDesk5.2 是 dSPACE 的上位机软件, 用于实时调整仿真参数和显示仿真结果; Carsim 用于导入实车 H7 的参数, 并根据需要, 创建测试的交通环境函数, 包括道路、交通车辆等, 然后将其生成的 Carsim-S-Function 文件发送到 Simulink; Simulink 用于实现路径规划的 MPC 算法, ControlDesk5.2 将车辆及道路环境函数/路径规划 MPC 算法, 分别配置到主 CPU1/从 CPU2 中; 内部处理器通讯 (IPC1) 模块在主/从 (CPU1/2) 之间建立实时数据的交互, 并将编译生成的应用文件导入到 dSPACE 多核处理器系统 DS1006 板, 实现联合仿真.

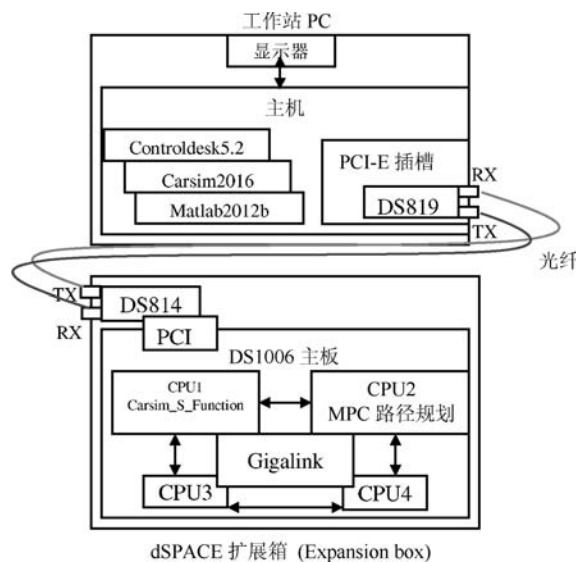


图 9 SILS 硬件系统架构图

Fig. 9 Architecture of the SILS hard-ware system

为了更逼近实际行驶工况, 我们进一步基于 Carsim 的 ADAS 多雷达模块, 设计了激光雷达虚拟感知系统 (如图 10 所示), 可近似出实际雷达的感知效果. 在本文中, 由于雷达的感知技术并非我们的研究重点, 因此, 理想地认为前端雷达可以探测到前方 80 m 范围内的障碍车, 并能准确地反馈回障碍车的位姿和速度信息.

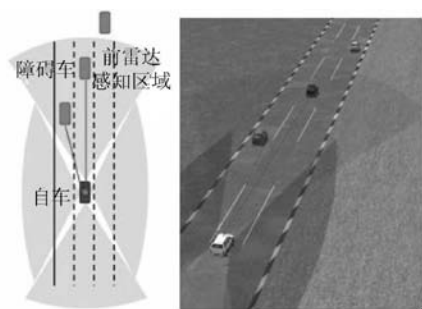


图 10 基于 SILS 的 ADAS 激光雷达感知系统

Fig. 10 ADAS lidar sensing system based on SILS

6 基于 SILS 的仿真及实验验证

本节将以长城 H7 全尺寸车辆为实验样车 (如图 11), 结合本文提出的路径规划 MPC 算法, 以及开发的 SILS 系统, 验证算法在中低速 ($v_r = 6 \text{ m/s}$) 情况下, 针对结构化道路及复杂交通工况的控制效果. 仿真及实验使用的 PC 为 Intel (R) Core (TM) i7-3632QM, 3.20 GHz 处理器. DS1006 的 CPU 处理能力为: Quad-Core AMD Opteron™ Processor, 2.8 GHz, 以及 1 GB DDR2-800 SDRAM. 同样, 本文采用第 2 节中的 Grid 法进行对比, 先基于栅格法对道路网格信息进行定义和规划, 然后用三次曲线

进行路径平滑优化, 最后采用 Pure pursuit 方法^[37]实现路径跟随.



图 11 长城 H7 实验样车

Fig. 11 Prototype vehicle of GWM H7

6.1 SILS 性能验证

由于要使用 SILS 对控制性能仿真验证, 本节先使用 H7 进行实车运动学及动力学性能实验, 记录下数据 x 、 y 、 v_r 、 φ 、 δ_f , 如图 12 虚线所示. 将实验结果与基于 SILS 建立的 H7 Carsim 仿真车辆模型进行对比, 如图 12 实线所示. 图 12(a)~(c) 中虚线即为 H7 在保定长城南大街, 以车速 ≈ 6 m/s (其实在 5 m/s~7.6 m/s 间变化, 如图 12(d)) 行驶 170 m, 对两辆静态虚拟车 (如图 12 矩形阴影所示虚拟车 1 ($[x\ y]$ 位置: [50 m 0 m])、虚拟车 2 ($[x\ y]$ 位置: [120 m -3.75 m]) 进行避障的轨迹 (其中图 12(a) 中的长虚线为考虑车辆外形的最外侧轮廓行驶的包络线)、航向角和转向盘转角的实验结果. 相应的实线为基于 SILS 建立的 H7 Carsim 车辆模型仿真结果. 显然, SILS 的模型仿真结果与实车实验结果能较好的吻合, 因此可用于之后的仿真验证.

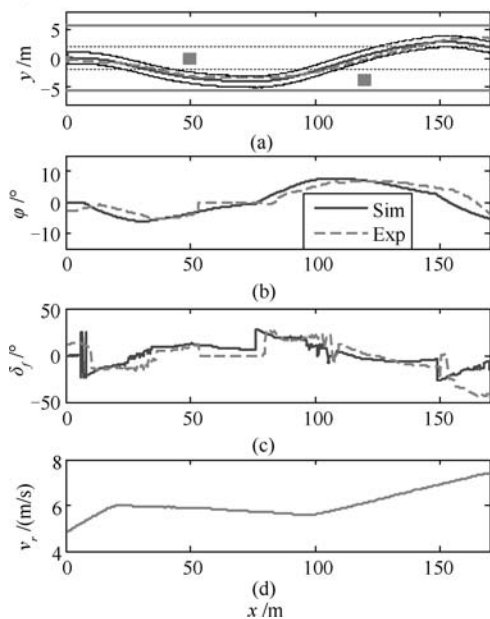


图 12 基于 SILS 的 H7 Carsim 模型与实车实验性能对比
Fig. 12 Performance comparison between the H7 Carsim model and prototype vehicle based on SILS

6.2 静态交通环境下的控制性能对比验证

基于 SILS 系统, 本节我们首先验证相对简单的静态交通环境 (即障碍车静止不动), 相应的 MPC 控制系统系数如表 2 所示. 其中, 在对权重函数的 7 个权重系数进行确定时候, 我们需要从 3 个方面进行考虑: 1) 权重因素的影响重要先后顺序; 2) 影响因素的物理含义; 3) 影响因素的数值大小. 本研究中, 将按照车辆行驶的安全性-驾驶规则-经济性-舒适性的重轻顺序准则, 我们得到如下的权重系数确定顺序, 即安全度-侧向加速度-车道对中-左变道-逐次变道-最短路径-前轮转角变化率. 进一步的, 考虑到几个权重函数所涉及距离 (m)、加速度 (m/s^2)、转角 ($^\circ$) 和布尔变量等物理单位和数值区别, 最终可以确定表 2 中的系数. SQP 算法将在 Windows 7 系统下, 使用 Matlab2012b 优化工具箱的 fmincon 函数在 DS1006 的 CPU2 进行求解计算. 为了防止迭代时间过长, 我们对迭代最大步数和目标函数的终止误差进行了设置, 分别为 100 步和 $1e-2$. 显然, 迭代最大步数的设置会导致问题可能只得到局部最优解, 但可以保证算法的实时性.

表 2 MPC 控制系统参数

Table 2 Parameters of MPC system

参数	数值	参数	数值
k_1	0.3	k_6	0.2
k_2	8	k_7	0.7
k_3	3	N	3
k_4	2.5	N_μ	1
k_5	15		

仿真情景如图 13(a) 所示, 4 辆静止不动的障碍车分布在 3 条车道上, $[x\ y]$ 位置分别为: [80 m 0 m]、[200 m 0 m]、[200 m 3.75 m]、[260 m -3.75 m], 如图 13(a) 矩形阴影所示. 自车从位置 [0 m 0 m] 开始, 使用 MPC 控制系统实时规划出一条路径行驶到 380 m 处. 仿真结果表明, 在第一辆障碍车位置处, 自车自动选择左侧车道进行换道 (尽管右侧也具备换道可能), 实现了左换道优先的功能 (如图 13(a)). 在每次换道结束, 自车都能回复到车道中间位置, 并维持直线行驶, 实现了车道对中功能. 整个行驶过程, 自车不仅可以避开障碍车到达目的地, 而且一直维持在道路边缘内侧. 此外, 本文提出的 MPC 方法可实现转向盘转角控制比较平滑 (如图 13(b) 和 (c)), 且侧向加速度未发生较大的震荡, 乘坐舒适性较好 (如图 13(d)). 与 Grid 法的控制结果对比, 显然, 其转向盘转角和侧向加速度在每次避障过程中, 均发生较剧烈的变化, 且侧向加速度绝对值将近 1 m/s^2 , 远大于本文算法的 0.1 m/s^2 , 不利于乘坐的舒适性. 图 13(e) 所示为两种方法的迭代周期

计算时间, 显然两种方法的计算时间都能够控制在 100 ms 以内, 且 Grid 法的时间较短. 观察 MPC 的计算时间分布可见, 当遇到障碍物干扰时候, 其优化耗时较长, 但一旦回到中间车道直线行驶且无障碍物干扰时, 其优化时间有突变并明显缩短. 与之成对比, Grid 法在每次路径规划循环, 都要重复进行网格划分和赋值, 因此整个路径规划过程均会占据大量的存储空间和计算时间.

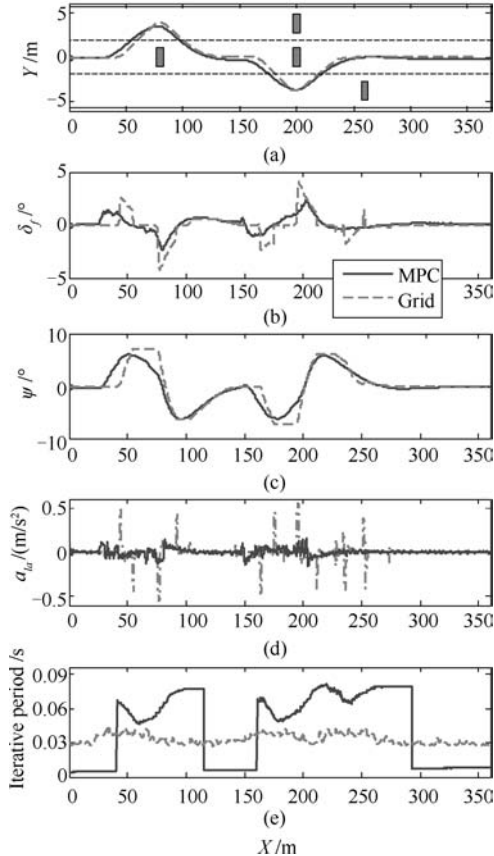


图 13 静态工况下的仿真结果

Fig. 13 Simulation results under static scenario

6.3 动态交通环境下的控制性能对比验证

在上节基础上, 本节进一步考虑更为复杂的动态交通环境下的路径规划效果. 仿真情形如图 14 (a) 所示, 一辆障碍车在左侧车道匀速 (8 m/s) 沿直线行驶, 行至 135 m 处, 该障碍车加速到 11 m/s, 并变道到中间车道, 之后在 200 m 处减速到 5 m/s 并回到左侧车道 (如图 14 (a) 中连续矩形框所示, 其中矩形框颜色的深浅表示速度的快慢, 如图 14 (a) 右侧的速度-颜色对比图). 此外, 还有 4 辆静止障碍车依次分布在位置 [60 m 0 m], [165 m 3.75 m], [240 m -3.75 m], [320 m 0 m] 处. 相应的本文所提出 MPC 算法, 在 135 m 处, 自车的虚拟雷达感知到由左侧车道变道过来的障碍车, 由此主动改变航向, 变道到右侧车道以避开占中间车道的障碍车. 尽管 Grid 法

的控制结果也可以实现避障, 但是在每次躲避障碍车过程中, 其前轮转角和侧向加速度均出现剧烈的震荡, 这严重影响到乘坐的舒适性. 而本文提出的 MPC 控制算法, 由于其对侧向加速度和前轮转角变化率权重函数的考虑, 有效地改善了系统的控制效果.

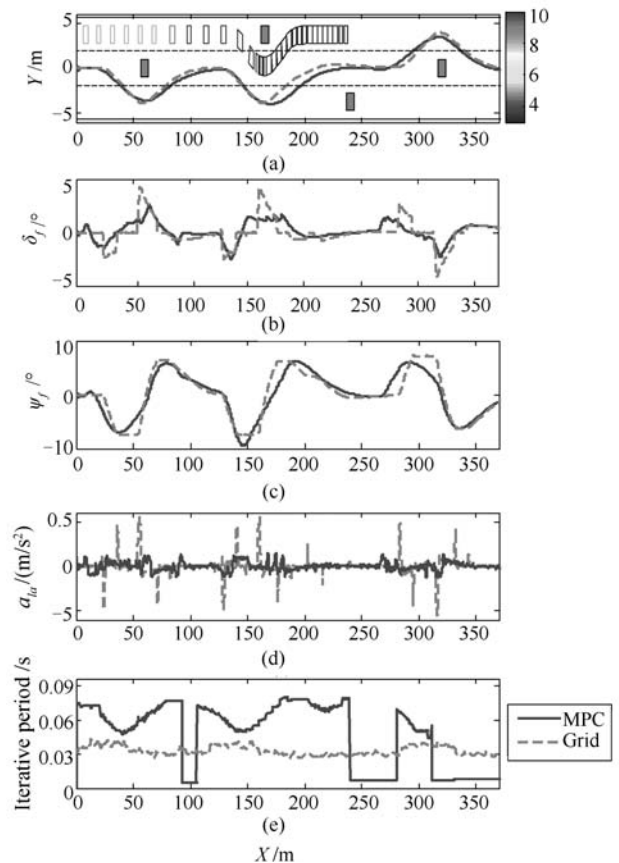


图 14 动态工况下的仿真结果

Fig. 14 Simulation results under dynamic scenario

6.4 动态交通环境下弯道的控制性能对比验证

本节进一步针对弯道情况下动态交通环境的路径规划进行分析对比. 仿真情形如图 15 (a) 所示, 障碍车的动态干扰情景与第 6.3 节一致 (如图 15 (a) 中连续矩形框所示, 其中矩形框颜色的深浅表示速度的快慢), 但是车辆需要行驶在曲率为 250 m 的弯道上. 显然, 由图 15 的仿真对比结果表明, 在曲线坐标系统的作用下, MPC 控制算法和 Grid 法均能够实现弯道情况下的车道线换道和车道对中功能. 同样在换道时, Grid 法的转向盘转角和侧向加速度相比 MPC 控制算法略显剧烈. 此外, 图 15 (e) 可以很明显地观察到, Grid 法的计算时间明显要比第 6.2 节和第 6.3 节的大, 这是由于弯道工况下网格信息的定义和规划要复杂. 而基于凸近似避障原理的 MPC 算法, 由于其并不需要实时计算大规模的网格

信息, 因此计算时间变化并不大, 一直保证在 90 ms 以内。

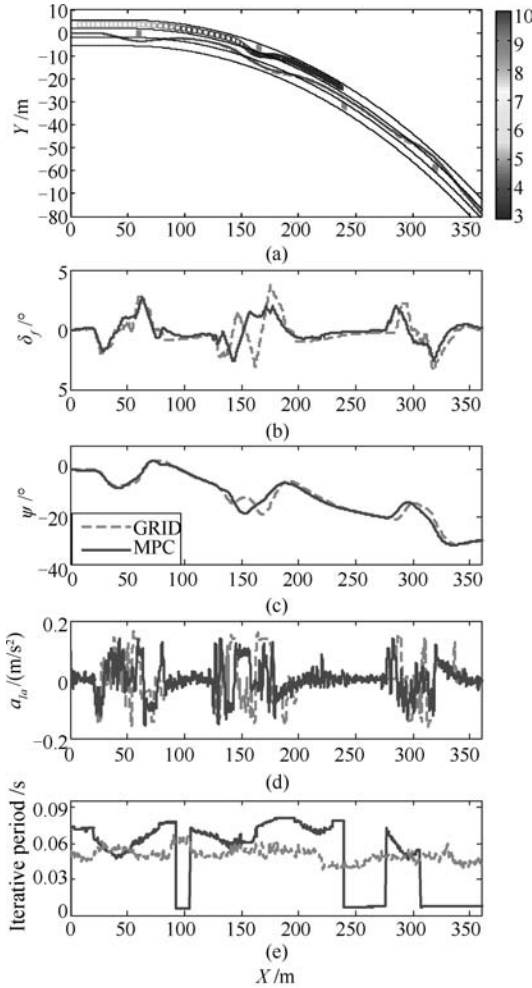


图 15 弯道动态工况下的仿真结果

Fig. 15 Simulation results under curvature dynamics scenario

7 结论

本文引入了基于凸近似的避障原理, 提出了一种改进的无人驾驶车辆 MPC 路径规划算法, 综合考虑自车及障碍车的外形、道路几何约束及本车的转向机械结构约束、路径最短、侧向加速度、道路对中、逐次变道、车距安全度、左变道优先和前轮转角变化率等权重的影响, 搭建了基于 Carsim + Simulink 的 dSPACE 多核架构 SILS, 通过静/动态及直道/弯道复杂交通情景下的实验及仿真结果表明:

- 1) 基于改进障碍物参考点的凸近似避障原理, 可以有效地扩大可行域的搜索范围;
- 2) 通过融合从前轮转向角到车辆位姿的运动及动力学模型, 获得了更为准确的车辆行驶特性数学描述;

3) 实现安全避障的同时, 获得了平顺、舒适的优化轨迹, 且迭代周期 < 100 ms, 具有较好的实时性;

4) 综合考虑几何约束条件及权重函数的路径规划 MPC 算法, 可以实现车辆在动态复杂交通情景下的路径规划。

下一步的研究计划是进一步实现 MPC 控制算法的显式解 (即实时性要求)、解决自车的速度优化问题, 并最终在实车上进行实验验证。

附录 A

$$F(\mathbf{X}(t)) = \begin{bmatrix} x(t) + v_r(t) \cos \varphi(t) \Delta t - v_{la}(t) \sin \varphi(t) \Delta t \\ y(t) + v_r(t) \sin \varphi(t) \Delta t + v_{la}(t) \cos \varphi(t) \Delta t \\ v_{la}(t) + \frac{(k_f + k_r)}{M v_r(t)} v_{la}(t) \Delta t + \left(\frac{a k_f - b k_r}{M v_r(t)} - v_r(t) \right) \dot{\varphi}(t) \Delta t \\ \varphi(t) + \dot{\varphi}(t) \Delta t \\ \dot{\varphi}(t) + \frac{a^2 k_f + b^2 k_r}{I_z v_r(t)} \dot{\varphi}(t) \Delta t + \frac{a k_f - b k_r}{v_r(t) I_z} v_{la}(t) \Delta t \end{bmatrix} \quad (A1)$$

$$G(\mathbf{X}(t)) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{k_f}{M} \Delta t \\ 0 \\ -\frac{a k_f}{I_z} \Delta t \end{bmatrix} \quad (A2)$$

附录 B

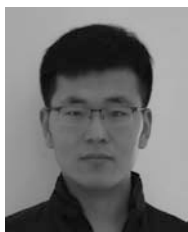
符号	说明	单位
a/b	前/后轴距离质心的距离	m
d_*	自车外观几何形状向量	m
D_0	自车停车时自车和障碍车之间的距离	m
I_z	车辆绕 z 轴的转动惯量	$\text{kg} \cdot \text{s}^2$
$k_{f/r}$	前/后轮的侧倾刚度	N/rad
l	车的轴距	m
M	障碍车的数量	
M_v	车辆质量	kg
N/N_u	预测/控制步长	
o_L	车辆质心点 p_0 投影到中间车道的最短距离	m
$OXY/o_V x_V y_V / o_L x_L y_L$	大地/车辆/道路坐标系	
p	可行域中的点	m
p_0	自车质心位置	m
q_*	障碍车参考点	

r	自车凸多边形外形端点数			
R	车辆转弯半径	m		cial Potential Field. <i>Energy Procedia Part C</i> , 2012, 16: 1792–1798
s_*	障碍车凸多边形外形端点数			
S_L	车辆质心偏移中间道路的位移量	m		7 Du Guang-Long, Zhang Ping. A method for generating dynamic security warning region in robotic teleoperation based on artificial potential field. <i>Robot</i> , 2012, 34 (1): 44–49
$S_{L_{\max/\min}}$	左/右道路边缘的极限位置偏移量	m		(杜广龙, 张平. 基于人工势场的机器人遥操作安全预警域动态生成方法. <i>机器人</i> , 2012, 34 (1): 44–49)
t	采样时间	s		
$v_{f/r}$	自车前/后轴速度	m/s		
v_l	障碍车速	m/s		
$v_{la/lg}$	质心的侧/纵向速度	m/s		8 Howden W E. The sofa problem. <i>The Computer Journal</i> , 1968, 11 (3): 299–301
v_{ia}	质心的侧向加速度	m/s ²		
v_{rel}	自车和障碍车之间的相对速度	m/s		
w_*	障碍车 (物) 外观几何形状向量	m		9 Guernane R, Achour N. Generating optimized paths for motion planning. <i>Robotics and Autonomous Systems</i> , 2011, 59 (10): 789–800
W_c	车宽	m		
W_L	实时测得的车道宽	m		
x/y	自车质心在大地坐标系下的横/纵坐标	m		10 Zhang Chun-Gang, XI Yu-Geng. Robust window-based robot path planning when the global environment is unknown. <i>Chinese Science (E)</i> , 2001, 31 (1): 51–58
$\dot{x}/\dot{y}$	质心沿大地坐标系 X/Y 轴的速度	m/s		(张纯刚, 席裕庚. 全局环境未知时基于滚动窗口的机器人路径规划. <i>中国科学 (E 辑)</i> , 2001, 31 (1): 51–58)
δ_f	前轮转角	rad		
μ_*	缩放系数			
w	障碍车 (物) 内部点	m		11 Liu Chun-Ming, Li Zhao-Bin, Huang Zhen-Hua, et al. A reactive navigation method of mobile robots based on LSPI and rolling windows. <i>Journal of Central South University (Science and Technology)</i> , 2013(03): 970–977
$\varphi/\dot{\varphi}/\ddot{\varphi}$	航向角/横摆角速度/角加速度	rad/rad/ s/rad/s ²		(刘春明, 李兆斌, 黄振华, 等. 基于 LSPI 和滚动窗口的移动机器人反应式导航方法. <i>中南大学学报 (自然科学版)</i> , 2013(03): 970–977)
γ	实际车距与安全车距的比值			

References

- How google's self-driving car works [Online], available: <http://news.discovery.com/autos/how-google-self-driving-car-works-111018.html>, January 1, 2013
- DARPA grand challenge [Online], available: http://en.wikipedia.org/wiki/DARPA_Grand_Challenge. January 1, 2013
- Jiang Yan, Gong Jian-Wei, Xiong Guang-Ming, Chen Hui-Yan. Research on differential constraints-based planning algorithm for autonomous-driving vehicles. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(12): 2012–2020
(姜岩, 龚建伟, 熊光明, 陈慧岩. 基于运动微分约束的无人车辆纵向协同规划算法的研究. *自动化学报*, 2013, **39**(12): 2012–2020)
- Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulator and mobile robot. *The International Journal Robotics Research*, 1986, **5**(1): 90–98
- Mcfetridge L, Ibrahim M Y. A new methodology of mobile robot navigation: The agoraphilic algorithm. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2009, **25**(3): 545–551
- Zhang Q S, Chen D D, Chen T. An Obstacle Avoidance Method of Soccer Robot Based on Evolutionary Artificial Potential Field. *Energy Procedia Part C*, 2012, 16: 1792–1798
- Du Guang-Long, Zhang Ping. A method for generating dynamic security warning region in robotic teleoperation based on artificial potential field. *Robot*, 2012, **34** (1): 44–49
(杜广龙, 张平. 基于人工势场的机器人遥操作安全预警域动态生成方法. *机器人*, 2012, **34**(1): 44–49)
- Howden W E. The sofa problem. *The Computer Journal*, 1968, **11**(3): 299–301
- Guernane R, Achour N. Generating optimized paths for motion planning. *Robotics and Autonomous Systems*, 2011, **59**(10): 789–800
- Zhang Chun-Gang, XI Yu-Geng. Robust window-based robot path planning when the global environment is unknown. *Chinese Science (E)*, 2001, **31**(1): 51–58
(张纯刚, 席裕庚. 全局环境未知时基于滚动窗口的机器人路径规划. *中国科学 (E 辑)*, 2001, **31**(1): 51–58)
- Liu Chun-Ming, Li Zhao-Bin, Huang Zhen-Hua, et al. A reactive navigation method of mobile robots based on LSPI and rolling windows. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2013(03): 970–977
(刘春明, 李兆斌, 黄振华, 等. 基于 LSPI 和滚动窗口的移动机器人反应式导航方法. *中南大学学报 (自然科学版)*, 2013(03): 970–977)
- Chou C, Lian F, Wang C. Characterizing indoor environment for robot navigation using velocity space approach with region analysis and look-ahead verification. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, **60**(2): 442–451
- Bemporad A, Rocchi C. Decentralized linear time-varying model predictive control of a formation of unmanned aerial vehicles. In: *Proceedings of the 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC) Orlando, FL, USA: IEEE*, 2011. 7488–7493
- Bemporad A, Pascucci C, Rocchi C. Hierarchical and hybrid model predictive control of quadcopter air vehicles. In: *Proceedings of the 3rd IFAC Conference on Analysis and Design of Hybrid Systems*, Zaragoza, Spain: Elsevier, 2009.
- Zhi J Z, Schmerling E, Pavone M. A convex optimization approach to smooth trajectories for motion planning with car-like robots. In: *Proceedings of IEEE 54th Annual Conference on Decision and Control (CDC)*, Osaka, Japan: IEEE, 2015.
- Quinlan S, Khatib O. Elastic bands: Connecting path planning and control. in *Proc. IEEE Conference on Robotics and Automation*, Atlanta, GA, May 1993(2): 80–807

- 17 Janson L, Schmerling E, Clark A, Pavone M. Fast marching tree: a fast marching sampling-based method for optimal motion planning in many dimensions. *International Journal of Robotics Research*, 2015, **34**(7): 883–921
- 18 Tian Y G, Dolan J M, Lee J W. Runtime-bounded tunable motion planning for autonomous driving. In: Proceedings of the 2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Gothenburg, Sweden: IEEE, 2016. 1301–1306
- 19 Tian Y G, Atwood J, Chi Y D, Dolan J M, Lee J W. Tunable and stable real-time trajectory planning for urban autonomous driving. In: Proceedings of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2015. 250–256
- 20 Ryu J H, Ogay D, Bulavintsev S, Kim H, Park J S. Development and experiences of an autonomous vehicle for high-speed navigation and obstacle avoidance. *Frontiers of Intelligent Autonomous Systems*. Springer, 2013: 105–116
- 21 T Berglund, A Brodnik, H Jonsson, M Staffanson, I Soderkvist. Planning smooth and obstacle-avoiding b-spline paths for autonomous mining vehicles. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2010, **7**(1): 167–172
- 22 Perez J, Lattarulo R, Nashashibi F. Dynamic trajectory generation using continuous-curvature algorithms for door to door assistance vehicles. *Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, IEEE*, 2014: 510–515
- 23 Petrov P, Nashashibi F. Modeling And Nonlinear Adaptive Control for Autonomous Vehicle Overtaking. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, **15**(4): 1643–1656
- 24 Brezak M, Petrovic I. Real-time Approximation of Clothoids With Bounded Error for Path Planning Applications. *IEEE Transactions on Robotics*, 2014, **3**(2): 507–515
- 25 Funke J, Theodosis P, Hindiyeh R, Stanek G, Kritatakirana K, Gerdes C, Langer D, Hernandez M, Muller-Bessler B, Huhnke B. Up to the limits: Autonomous audi TTS. In: Proceedings of the Intelligent Vehicles Symposium, June 2012: 541–547
- 26 Junsoo Kim, Kichun Jo, Wontaek Lim, Minchul Lee, Myoung-ho Sunwoo. Curvilinear-Coordinate-Based Object and Situation Assessment for Highly Automated Vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, **16**(3): 1559–1575
- 27 Chu K, Lee M, Sunwoo M. Local Path Planning for Off-Road Autonomous Driving With Avoidance of Static Obstacles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, **13**(4): 1599–1615
- 28 Kim J H, Kum D S. Threat Prediction Algorithm based on Local Path Candidates and Surrounding Vehicle Trajectory Predictions for Automated Driving Vehicles. In: Proceedings of the 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), COEX, Seoul, Korea: IEEE, 2015. 1220–1225
- 29 Barfoot T D, Clark C M. Motion Planning for Formations of Mobile Robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004, **45**: 65–78
- 30 Wang H, Kearney J, Atkinson K. Robust and Efficient Computation of The Closest Point on A Spline Curve. In: Proceedings of 5th International Conference Curves Surfaces, 2002: 397–406
- 31 Xi Yu-Geng. *Predictive Control (Second Edition)*. Beijing: National Defense Industry Press, 2013.
(席裕庚. 预测控制 (第二版). 北京: 国防工业出版社, 2013.)
- 32 Guo Lie, Ge Pin-Shu, Zhang Ming-Heng, Li Lin-Hui, Zhao Yi-Bing. *Automobile Driving Assisted Driving Technology*. Beijing: Peking University Press, 2014.
(郭烈, 葛平淑, 张明恒, 李琳辉, 赵一兵. 汽车安全辅助驾驶技术. 北京: 北京大学出版社, 2014.)
- 33 Liu Ming-Ming, Cui Chun-Feng, Tong Xiao-Jiao, Dai Yu-Hong. Algorithm Software for Mixed Integer Nonlinear Programming and Recent Progress, *Scientia Sinica (Mathematica)* 2016, **46**(1): 1–20
(刘明明, 崔春风, 童小娇, 戴彧虹. 混合整数非线性规划的算法软件及最新进展, 中国科学: 数学, 2016, **46**(1): 1–20)
- 34 Chen Bao-Lin. *Optimization Theory and Algorithm*. Beijing, Tsinghua University Press, 2005.
(陈宝林. 最优化理论与算法. 北京, 清华大学出版社, 2005.)
- 35 Powell M J D. The convergence of variable metric methods for nonlinearly constrained optimization calculations. *Nonlinear Programming 3*, (O.L. Mangasarian, R.R. Meyer and S.M. Robinson, eds.), Academic Press, 1978.
- 36 Constrained Optimization, Sequential Quadratic Programming (SQP), Optimization Toolbox User's Guide. Mathworks Inc, 2016.
- 37 Andersen H, Zhuang J C, You H E, Pendleton S, Marcelo H A. Geometric path tracking algorithm for autonomous driving in pedestrian environment. In: Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), Bahff, Canada: IEEE, 2016. 1669–1674



韩月起 长城汽车股份有限公司技术中心智能驾驶系统开发部工程师. 2014 年获得山东理工大学学士学位. 主要研究方向为自动驾驶路径规划控制算法设计开发.
E-mail: cyaqdlxkz@gwm.cn

(HAN Yue-Qi) Engineer in the Department of Intelligent Driving System Design, Research and Development

Center of GWM Company. He received his bachelor degree from Shandong University of Technology in 2014. His research interest covers the research and development of self-driving path planning control algorithm.)



张凯 长城汽车股份有限公司技术中心智能驾驶系统开发部副总工程师. 2003 年获得沈阳理工大学学士学位. 主要研究方向为自动驾驶系统设计开发.
E-mail: zhangkai@gwm.cn

(ZHANG Kai) Deputy Chief Engineer in the Department of Intelligent Driving System Design, Research and

Development Center of GWM Company. He received his bachelor degree from Shenyang Ligong University in 2003. His research interest covers the research and development of self-driving system.)



宾洋 工学博士, IEEE 会员, 教授, 重庆市“百人计划”人选. 主要研究方向为无人驾驶车辆路径规划/多传感器数据融合技术、燃料电池优化控制, 分布式混合动力电驱动系统, 电流/电压可控双向 DC/DC 变换器等. 本文通信作者
E-mail: edward.biny@hotmail.com

(BIN Yang) Ph.D., IEEE member,

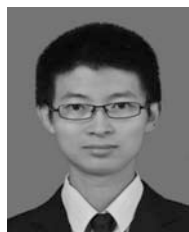
Professor, Chongqing “Hundred Talents Project” candidate. His research interest covers the path planning / multisensor data fusion technology of driverless vehicle, optimization control of fuel cell systems, distributed hybrid electric power propulsion system, current/voltage adjustable bi-directional DC/DC converter etc. Corresponding author of this paper.)



秦闯 长城汽车股份有限公司技术中心智能驾驶系统开发部工程师. 2015 年获得华北水利水电大学学士学位. 主要研究方向为自动驾驶路径规划算法开发.
E-mail: cyaqdlxkz@gwm.cn

(QIN Chuang) Engineer in the Department of Intelligent Driving System Design, Research and Development

Center of GWM Company. He received his bachelor degree from North China University of Water Resources and Electric Power in 2015. His research interest covers the research and development of self-driving path planning algorithm.)



徐云霄 曾是长城汽车股份有限公司技术中心智能驾驶系统开发部工程师. 2014 年获得燕山大学硕士学位. 主要研究方向为自动驾驶路径规划算法开发.

E-mail: xuyunxiao@chehejia.com

(XU Yun-Xiao) Engineer, who previously worked in the Department of Intelligent Driving System Design, Re-

search and Development Center of GWM Company. He received his master degree from Yanshan University in 2014. His research interest covers the research and development of self-driving path planning algorithm.)



李小川 长城汽车股份有限公司技术中心智能驾驶系统开发部工程师. 2015 年获得河北工业大学城市学院学士学位. 主要研究方向为自动驾驶运动规划与多传感器数据融合.

E-mail: xchuan.l@foxmail.com

(LI Xiao-Chuan) Engineer in the Department of Intelligent Driving System

Design, Research and Development Center of GWM Company. He received his bachelor degree from Hebei University of Technology City College in 2015. His research interest covers self-driving motion planning and multi-sensor data fusion.)



和林 长城汽车股份有限公司技术中心智能驾驶系统开发部主任工程师. 2006 年获得吉林大学车辆工程硕士学位. 曾于 2006 至 2014 年主导博世第九代 ESP 系统开发工作. 主要研究方向为车辆底盘动态控制, 运动规划控制, 自动驾驶系统多传感器融合, 智能决策.

E-mail: helin@gwm.cn

(HE Lin) Staff engineer in the Department of Intelligent Driving System Design, Research and Development Center of GWM Company. He received his master degree from Jilin University in 2006. He was ever leading the Gen 9 ESP development from 2006 to 2014 when working at Bosch. His interest covers vehicle dynamic control, motion control, multi-sensor data fusion, intelligent decision of self-driving car.)



葛建勇 长城汽车股份有限公司技术中心智能驾驶系统开发部主管工程师. 2012 年获得山东理工大学车辆工程学士学位. 主要研究方向为底盘动力学控制及自动驾驶系统开发.

E-mail: gejianyong@gwm.cn

(GE Jian-Yong) Supervisor engineer in the Department of Intelligent

Driving System Design, Research and Development Center of GWM Company. He received his bachelor degree from Shandong University of Technology in 2012. His research

interest covers the research and development of chassis dynamic control and self-driving system.)



王天培 长城汽车股份有限公司技术中心智能驾驶系统开发部主管工程师. 2012 年获得北京理工大学硕士学位. 主要研究方向为自动驾驶及其关键技术, 数据融合, 决策控制.

E-mail: wangtianpei@gwm.cn

(**WANG Tian-Pei** Supervisor engineer at the Dept of Intelligent Driving System Design, Research and Development Center of GWM Company. He received his master degree from Beijing University of Technology in 2012. His research interest covers self-driving and its key technologies, data fusion,

decision-making control.)



刘宏伟 长城汽车股份有限公司技术中心智能驾驶系统开发部工程师. 2013 年获得燕山大学硕士学位. 主要研究方向为自动驾驶系统嵌入式开发.

E-mail: liuhongwei@gwm.cn

(**LIU Hong-Wei** Engineer in the Department of Intelligent Driving System Design, Research and Development Center of GWM Company. He received his master degree from Yanshan University in 2013. His research interest covers the embedded research and development of self-driving system.)