

基于高精地图的障碍物轨迹预测与误差评估

何柳 李宇寂

(中国第一汽车股份有限公司研发总院, 长春 130013)

【欢迎引用】何柳, 李宇寂. 基于高精地图的障碍物轨迹预测与误差评估[J]. 汽车文摘, 2023(3): 44-49.

【Cite this paper】HE L, LI Y J. Obstacle Trajectory Prediction and Error Evaluation Based on High Definition Map[J]. Automotive Digest (Chinese), 2023(3): 44-49.

【摘要】为确保在复杂的交通环境下自动驾驶车辆行驶的安全性和舒适性, 不仅需要感知周围障碍物当前时刻的行驶状态, 更需要对其未来的行驶状态进行预测。高精地图(High Definition map, HD)的应用可以为自动驾驶系统提供丰富的道路信息。提出了一种基于高精地图的障碍物轨迹预测算法, 较为准确地预测了障碍物未来的行驶轨迹, 使得车辆可以根据障碍物未来7 s的轨迹而做出相应的决策调整, 提升了自动驾驶安全性及舒适性。提出了一种多维度的轨迹精度评估方法, 从多种维度评估了预测精度, 反映了轨迹预测算法在不同方面的表现。

关键词: 自动驾驶 障碍车辆 轨迹预测 误差评估

中图分类号: TP311.1 文献标识码: A DOI: 10.19822/j.cnki.1671-6329.20220185

Obstacle Trajectory Prediction and Error Evaluation Based on High Definition Map

He Liu, Li Yuji

(Global R&D Center, China FAW Corporation Limited, Changchun 130013)

【Abstract】To ensure the safety and comfort of automated driving vehicles in complex traffic environments, it is not only necessary to perceive the vehicle running state of surrounding obstacles at the current moment, but also predict the vehicle running state of surrounding obstacles in the time ahead. The application of High Definition map (HD) provides rich road information for the automated driving system. Therefore, this paper proposed an obstacle trajectory prediction algorithm based on HD map, which accurately predicts the trajectory of obstacles in the time ahead, so that the vehicle can make corresponding decision adjustment according to the trajectory of obstacles in the next 7 s, and improve the safety and comfort of automated driving. A multi-dimensional trajectory accuracy evaluation method is also proposed. The prediction accuracy is evaluated from various dimensions, which reflects the performance of trajectory prediction algorithm in different aspects.

Key words: Automated driving, Obstacle vehicle, Trajectory prediction, Error evaluation

缩略语

HD High Definition map
LiDAR Light Detection And Ranging
RMDSE Root Mean Distance Squared Error

1 前言

在复杂的交通环境中, 为达到行驶安全性和舒适性, 车辆不仅要规划好行驶路径, 还要根据周围障碍物的实时变化, 动态规划接下来的驾驶动作, 因此准确预测周围障碍物的未来行驶轨迹极为重要。有经验的驾驶员会根据周围车辆的一系列动作准确预测

出其接下来的行为, 比如直行、换道、转弯和掉头, 并能预估其未来行驶轨迹的位置, 如远离或者接近本车, 从而避免与周围车辆发生碰撞, 进一步规划出更高效的行车路线。自动驾驶应用中, 自动驾驶车辆也需要根据周围车辆的未来行驶轨迹来准确规划自身车辆接下来的动作, 自动驾驶车辆配有各类传感器, 如视觉摄像头, 毫米波雷达, 激光雷达等, 这使得自动驾驶车辆具备远超人类的感知能力, 并且可以做到不间断、全方位地检测周围环境, 同时结合高精地图丰富的车道信息, 就可以对障碍车辆进行驾驶行为判断和行驶轨迹预测, 最终用于自身车辆行为决策和轨迹规划的依据。Lin等^[1]提出了一种障碍物轨迹预测方

法,通过对障碍物轨迹的预测,实现了参考轨迹的动态求解。王少博^[2]结合驾驶场景中交通中车辆与自动驾驶车辆的交互作用,设计并实现了基于交互性预测的轨迹规划系统。张金旺等^[3]以高速公路上的车辆为研究对象,对其运动进行简化建模,采集大量数据作为训练样本对模型进行训练,并分别采用统计距离和马尔科夫链对其横向运动和纵向运动轨迹进行预测。

本文通过自动驾驶车辆周围传感器感知障碍车辆的位置和速度信息,并结合高精地图的车道信息,在已知障碍物车辆行为预测的前提下,提出了一种有效的障碍物轨迹预测方法,同时提出了一种对预测轨迹进行多维度误差计算的方法。

2 轨迹预测的软件架构

在高级别的自动驾驶系统中,障碍物轨迹预测模块起着承上启下的重要作用,该模块接收上层感知融合模块的数据、高精地图和高精定位的数据,一方面优化障碍物当前时刻的位置、速度信息,另一方面预测其未来一段时间的位置、速度信息^[4],最终将其输出给下游规划决策模块,辅助整个自动驾驶系统安全高效运行,自动驾驶系统架构图如图1所示。

高精地图包含丰富的道路信息,所有行驶在道路范围内的车辆通常都会遵循车道约束,从而可以根据这些先验信息对地图内的障碍物做更准确的轨迹预

测^[5]。由于不同类型的障碍物(机动车、非机动车和行人)的行驶特性有着很大差别,机动车通常会沿车道中心线行驶,非机动车行驶有一定的随机性,但通常会保持在车道内,行人的行驶随机性更大,因此对不同类型的障碍物分别用不同的算法是非常必要的。

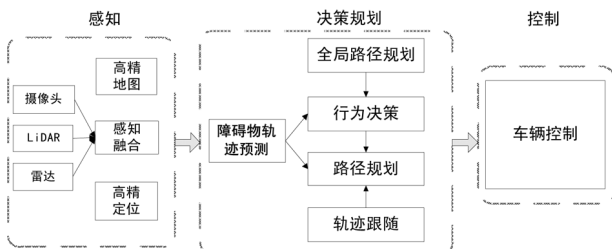


图1 自动驾驶系统架构

障碍物轨迹预测的输出为一系列跟时间相关的位置坐标点^[6]。由于障碍物未来行驶的不确定性,为了更精准地计算其未来行驶位置,首先需要对其未来的驾驶行为进行预测,从而辅助轨迹位置预测输出更精确的轨迹点信息^[7]。障碍物的行为预测非常复杂,有着很多算法来解决,本文不在此做深入研究。

由于地图中车道连接的多样性^[8],尤其是路口场景,车辆未来的行驶车道有多种可能,但在通常情况下车辆的行驶需要符合车辆动力学特性(如不会以非常大的速度转弯),以此对于车辆多个候选预测轨迹可以用车辆动力学特性规则进行筛选,从而输出更精准更合理的预测轨迹,轨迹预测模块的算法流程如图2所示^[9-10]。

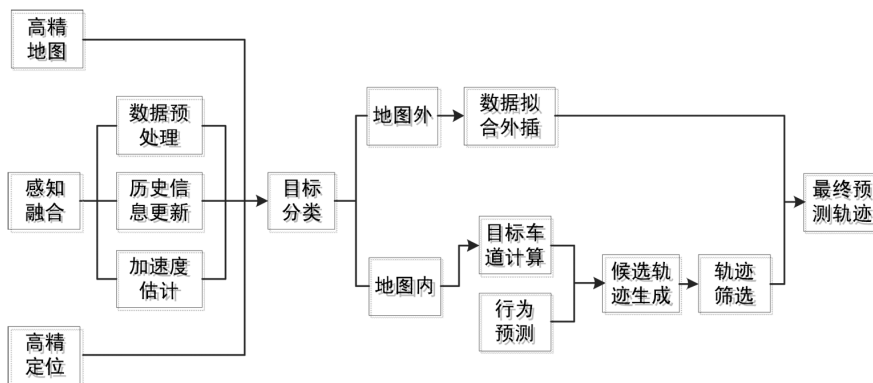


图2 轨迹预测模块的算法流程

3 障碍物信息存储与加速度估计

感知融合模块会提供车辆周围障碍物的实时信息,由于障碍物的行驶轨迹有一定的延续性,因此需要将障碍物的当前信息进行存储,并对历史信息进行更新,该信息包括车辆的坐标位置和航向角,同时采用循环存储的方式可以在保证数据量足够的前提下,减少不必要的存储空间浪费^[11]。对障碍物历史信息的分析,有助于优化车辆当前感知信息的误识别及异常

数据的修复。

单纯依赖传感器(如激光雷达,摄像头等)对障碍物的加速度识别不够精确,而加速度对障碍物未来行驶轨迹的预测又非常重要,因此对障碍物加速度的预测是非常必要的,可以根据障碍物一段时间的历史运动数据来对其加速度进行估计,具体方法为通过一定时间内障碍物的行驶距离,初始速度和终止速度,根据牛顿运动学定律对加速度进行估计^[12-13]。

4 障碍物的多维分类

4.1 障碍物所处位置的分类

高精地图为自动驾驶系统提供了丰富的道路信息^[14],按地图(地图内)行驶的障碍物车辆其行驶轨迹通常会符合地图车道的约束;但是不按照地图(地图外)行驶的障碍物(如在路沿以外的非机动车和行人等)运动随机性很大,无法得到高精地图的信息参考^[15],因此需要将障碍物根据所处位置区分为地图内和地图外。

4.2 障碍物类型的分类

不同类型的障碍物其运动特性有很大差别^[16],如机动车行驶速度较快,通常会沿着车道中心线行驶;非机动车行驶速度较慢,通常不会沿着车道中心线,但会在车道内行驶;行人行驶的速度很慢,但其随机性非常大,地图车道对其约束性很小。因此针对不同类型的障碍物设计不同的轨迹预测算法是非常必要的。

4.3 障碍物的车道级分类

对于地图范围内的障碍物会有更多的地图信息可供参考,对于机动车和非机动车通常有车道的约束作用,因此还需要将其更准确的分类到所属车道^[17],障碍物多维分类如图3所示。

高精地图包含车道的坐标位置、车道宽度和车道航向信息,因此可以根据障碍物的当前时刻位置和航向角来计算其所属车道,从而根据该车道的信息来约束障碍物的未来行驶轨迹^[18]。

5 地图外障碍物的轨迹预测

通常情况下,障碍物的运动有一定的规律性和延续性,机动车和非机动车会沿着历史轨迹继续向前,行人的运动随机性很大,但其短时间内通常会以当前面部朝向方向运动。因此可以通过对障碍物一段时间历史轨迹的统计来预测其未来短时间的轨迹。

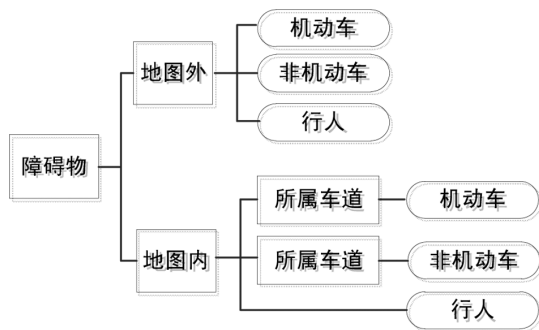


图3 障碍物多维分类

预测时间是轨迹预测一个很重要的指标,自动驾

驶系统中路径规划模块需要规划未来7s的行驶路径,因此轨迹预测模块需要预测障碍物未来7s的轨迹,但在地图外的障碍物由于其随机性较大,通常情况下只会预测未来3s的轨迹,地图内的障碍物由于有车道的约束,会预测未来7s的轨迹。

5.1 机动车和非机动车轨迹预测

对于地图外的机动车和非机动车,采用历史轨迹数据曲线拟合的方法来获得其运动轨迹方程,最终结合当前时刻的速度信息、航向角信息和加速度信息对拟合的轨迹方程进行数据外推插值来获得未来的可能轨迹,地图外的机动车和非机动车的预测轨迹如图4所示。

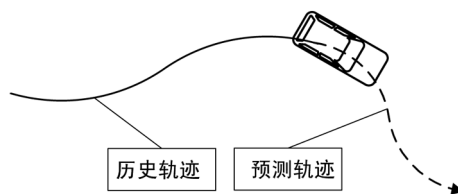


图4 地图外机动车和非机动车预测轨迹

地图外的轨迹方程采用5次多项式,公式如下:

$$y_t = C_0 + C_1 \times x_t^1 + C_2 \times x_t^2 + C_3 \times x_t^3 + C_4 \times x_t^4 + C_5 \times x_t^5 \quad (1)$$

式中, y_t 为障碍物的历史 t 时刻的轨迹点的纵坐标; x_t^1 为障碍物的历史 t 时刻的横坐标; C_0 、 C_1 、 C_2 、 C_3 、 C_4 和 C_5 为方程系数。

5.2 行人的轨迹预测

对于行人,由于其运动的随机性很大,对历史轨迹的拟合参考意义不大,因此只能结合当前时刻的速度信息,在航向角的方向上进行直线数据外推来获得其预测轨迹,行人的预测轨迹如图5所示。

6 地图内障碍物的轨迹预测

地图范围内的障碍物通常情况下不会杂乱无章地运动,车道信息、停止线信息和红绿灯信息都对其有约束,因此可以结合高精地图中的这些信息来获得更精确的预测轨迹。



图5 行人的预测轨迹

6.1 机动车轨迹预测

机动车在车道内通常沿着车道中心线行驶,即使当前时刻不处于车道中心线,未来的趋势一定是沿着车道中心线,因此车辆行驶的目标车道中心线信息有很大的

参考意义,机动车直行工况下的预测轨迹如图6所示。

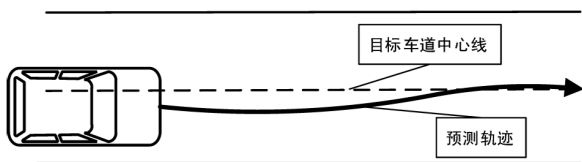


图6 机动车直行工况下的预测轨迹

机动车在车道保持的工况下,目标车道中心线为当前所处车道中心线;当处于变道工况时,目标车道中心线1为当前所处车道中心线,目标车道中心线2为待变车道的中心线。机动车变道工况下的轨迹预测如图7所示。

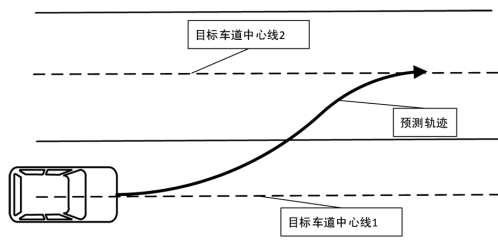


图7 机动车变道工况下的预测轨迹

生成地图内的轨迹预测方法如下:以当前时刻定位提供的车辆坐标位置,感知提供的车辆航向角,速度和加速度信息,结合目标车道中心线信息,通过3阶贝塞尔曲线拟合方法生成平滑连接曲线,最终的轨迹坐标点在目标车道的中心线上。

3阶贝塞尔曲线参数方程如下:

$$P(t) = A \times (1-t)^3 + B \times 3 \times (1-t)^2 t + C \times 3 \times (1-t) t^2 + D \times t^3, t=0 \cdots 1 \quad (2)$$

式中,每一段3阶贝塞尔曲线均由2个端点和2个柄点,由4个控制点进行控制,对于其中每个控制点的改变,均会影响这段曲线所有部分,其中A、B、C、D为4个控制点坐标,P(t)表示曲线上的每一点。公式中把A和D称为端点,B和C称为柄点,参数t为0.00~1.00,步长取0.01。根据车辆当前位置航向角和目标车道,通过3阶贝塞尔曲线拟合即可得到最终的轨迹坐标点。

6.2 非机动车轨迹预测

非机动车的行驶有一定的随机性,通常不会沿着车道中心线行驶,但会在当前车道内行驶,因此所属车道中心线可以对轨迹预测提供参考信息。

生成轨迹的方法如下:以当前时刻车辆坐标位置、航向角、速度和加速度信息,结合所属车道中心线信息,在保持与车道中心线横向偏差不变的前提下,通过3阶贝塞尔曲线拟合方法生成平滑连接曲线,最终的轨迹坐标点处于所属车道中心线的横向偏移位置,地图内的非机动车的轨迹预测如图8所示。

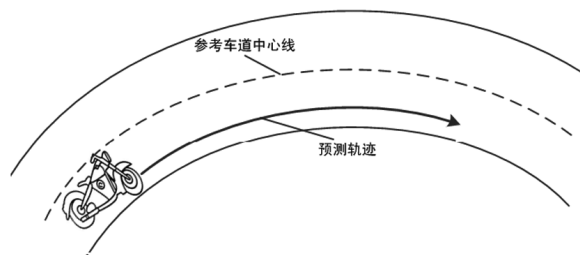


图8 非机动车的预测轨迹

6.3 行人轨迹预测

由于行人运动的随机性,高精地图无法提供有效的参考信息,因此地图内的行人轨迹预测与地图外的行人轨迹预测采用相同的方法。

7 预测轨迹的输出和筛选

障碍车辆某一时刻可能存在多条可通行的道路,尤其在路口处可能存在多条候选的预测轨迹,因此需要尽可能地排除不可能或者概率很低的预测轨迹,以减少误识别。

根据车辆动力学的特性,行驶中的车辆为防止侧滑通常不会以很快的速度转弯,既不会产生过大的侧向加速度。当车辆在路口处存在多条候选预测轨迹时,结合车辆的速度和不同预测轨迹的曲率,可计算得到不同轨迹下的侧向加速度,根据经验设定侧向加速度的阈值即可排除会使车辆产生过大侧向加速度的候选轨迹,最终输出合理的预测轨迹。

侧向加速度的计算公式如下:

$$a = v^2 \cdot c \quad (3)$$

式中,a表示侧向加速度;v表示车辆速度;c表示轨迹的曲率。

8 预测轨迹的误差评估

目前汽车行业对障碍物轨迹预测结果进行误差评估的主要方法是:对预测轨迹坐标点序列和真实轨迹坐标点序列求欧氏距离并作统计,这种方法只能粗略反映预测轨迹与真实轨迹的整体距离差,而汽车的运动通常可分解为横向运动和纵向运动,不同的轨迹预测方法对汽车的横向运动和纵向运动有不同的预测效果,因此将误差评估分解为横向评估和纵向评估是非常必要的;另一方面车辆的状态在某一时刻不自由坐标位置决定,还跟航向角相关,因此对轨迹预测的航向角进行误差评估也非常有必要。

本文选取城市开放道路采集的轨迹预测结果进行误差评估,录制时间为1h,采样频率为10Hz,分别对不同工况下的数据进行评估,最终取平均值作为预

测的统计结果。图9~图11为某一时刻单条预测轨迹与真实轨迹的坐标点序列,图9为直行工况下的预测轨迹与真实轨迹的坐标点。图10为变道工况下的预测轨迹与真实轨迹的坐标点,图11为路口转弯工况下的预测轨迹与真实轨迹的坐标点。

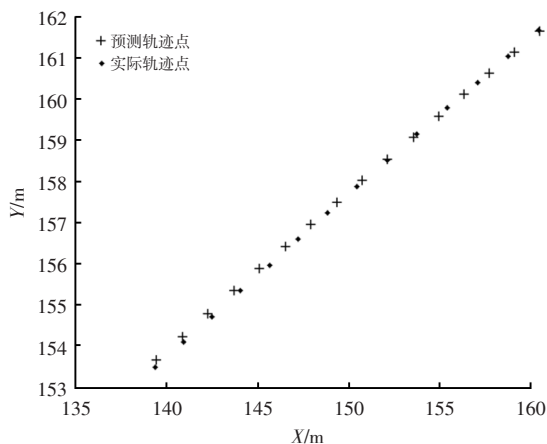


图9 直行工况轨迹预测与实测

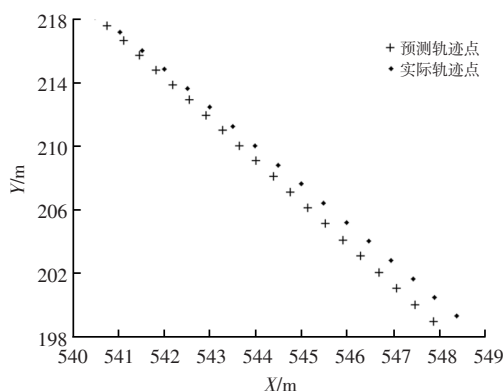


图10 变道工况轨迹预测

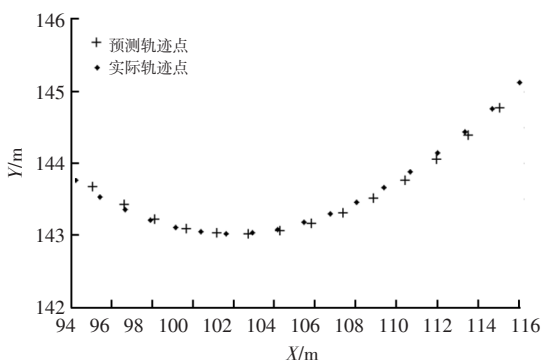


图11 路口转弯工况轨迹预测

为了对预测轨迹有更全面的评估,计算了预测时长为3 s和7 s的平均距离误差与末点距离误差,并根据直行、变道、路口转弯3种工况分别计算了预测轨迹与真实轨迹的横向距离误差、纵向距离误差、欧氏距离误差和航向角误差,最终根据所有误差结果求平均值得到距离均方根差(Root Mean Distance Squared Error, RMDSE)。

$$Diff_end = \sqrt{(P_x - T_x)^2 + (P_y - T_y)^2} \quad (4)$$

$$RMDSE = \frac{1}{N} \times \sum_{t=0}^N Diff_end \quad (5)$$

其中, (P_x, P_y) 为 t 时刻预测行驶轨迹点, (T_x, T_y) 为相同时间 t 所对应的真实行驶轨迹点。 $Diff_end$ 为预测轨迹最末点与对应的 t 时刻的真实行驶轨迹的欧式距离,即为末点综合误差。 t 从 $0 \sim N$, N 为人为定义的预测时间,如表1~表4所示。

表1 横向距离误差

工况	3 s 平均误差/m	3 s 末点误差/m	7 s 平均误差/m	7 s 末点误差/m
直线行驶	0.076	0.077	0.127	0.199
变道行驶	0.244	0.510	0.507	1.269
路口转弯	0.401	0.717	0.651	1.099

表2 纵向距离误差

工况	3 s 误差/m	7 s 误差/m
直线行驶	7.257	9.214
变道行驶	10.292	15.264
路口转弯	9.339	21.974

表3 欧氏距离误差

工况	3 s 平均误差/m	3 s 末点误差/m	7 s 平均误差/m	7 s 末点误差/m
直线行驶	3.005	6.250	5.057	9.209
变道行驶	4.674	9.598	8.646	15.227
路口转弯	4.083	8.413	9.164	20.962

表4 航向角误差

工况	3 s 平均误差/(°)	3 s 末点误差/(°)	7 s 平均误差/(°)	7 s 末点误差/(°)
直线行驶	0.863	0.431	1.278	3.038
变道行驶	2.125	1.289	2.484	4.887
路口转弯	4.655	7.016	6.601	11.861

通过统计结果可得出如下结论:

(1) 预测时长越长距离误差和角度误差越大,因为随着时间推移,不确定性更大。

(2) 不同工况预测效果不同,直行工况预测效果好于变道和路口转弯,主要由于变道和转弯工况下车辆的横向移动较大。

(3) 横向距离误差明显小于纵向距离误差,因为本文采用了高精地图车道信息作为预测的先验信息,为预测算法提供了丰富的横向参考数据,因此可以得到较好的横向预测效果。然而,在纵向上由于不确定性较大,又没有准确的参考信息,对车辆速度和加速

度很难准确预测,从而导致了纵向误差较大,这也证明了不能只通过欧氏距离误差来对预测结果进行评估。

(4)航向角误差评估很必要,因为车辆在同一位置可能处于不同的航向,极端情况下甚至可能处于完全相反的行驶方向,通过数据可见本文提出的方法对航向角的预测比较准确,同时可以看出在转弯工况下的航向角预测效果差于直行工况和变道工况。

9 结束语

通过试验数据可以看出,本文提出的障碍物轨迹预测方法可以有效地对常规运动的障碍物进行轨迹预测,横向误差的评估结果较好,说明此方法可以有效预测障碍物未来的横向运动,主要是由于结合了高精地图的车道信息,可以更好地预测障碍车辆所处车道。纵向误差的评估结果较差,主要由于对车辆未来速度和加速度的预测不够准确,尤其是当车辆处于急加速或急减速的工况,很难做到对车辆纵向行驶距离的精准预测。除此之外,对于运动随机性很大的行人,目前的算法还无法精确预测其轨迹,这也是未来需要改进的方向。

致谢:

感谢中国第一汽车集团有限公司研发总院智能网联开发院人工智能研究所同事的支持与帮助。

参 考 文 献

- [1] LIN F, WANG K, ZHAO Y, et al. Integrated Avoid Collision Control of Autonomous Vehicle Based on Trajectory Re-Planning and V2V Information Interaction[J]. Sensors, 2020, 20(4):1079.
- [2] 王少博. 动态场景下基于交互性预测的自动驾驶汽车轨迹规划方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2020.
- [3] 张金旺, 章永进, 徐友春, 等. 基于概率统计的车辆运动轨迹预测方法[J]. 军事交通学院学报, 2017, 19(8): 41-46.
- [4] DOSOVITSKIYA, KOLTUN V. Learning to Act by Predicting the Future[C]//International Conference on Learning Representations(ICLR), 2017: 2-17.
- [5] NEEDELL, DEANNA, SREBRO, et al. Stochastic gradient descent, weighted sampling, and the randomized Kaczmarz algorithm[J]. Mathematical Programming, 2016(155): 549-573.
- [6] CAI Y F, WANG H, ZHANG W G. Video-based urban expressway traffic measurement and performance monitoring [J]. Journal of Southeast University, 2011(2): 164-168.

- [7] BOJARSKI M, TESTA D D, DWORAKOWSKI D, et al. End to End Learning for Self-Driving Cars[J]. ArXiv abs/1604.07316, 2016.
- [8] SANTANA E, HOTZ G. Learning a Driving Simulator[J]. arXiv:1608.01230, 2016.
- [9] SHALEV S S, SHAMMAH S, SHASHUA A. Safe, Multi-Agent, Reinforcement Learning for Autonomous Driving[J]. arXiv:1610.03295, 2016.
- [10] 左磊. 智能驾驶车辆自主决策与规划的增强学习方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2016.
- [11] SCHULMAN J, MORITZ P, LEVINE S, et al. High-Dimensional Continuous Control Using Generalized Advantage Estimation[C]//International Conference on Learning Representations (ICLR), 2016.
- [12] MANN T A, MANNOR S, PRECUP D. Approximate Value Iteration with Temporally Extended Actions[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2015, 53(1): 375-438.
- [13] THARIND U, FERNAND O, SIMO N, et al. Soft + Hard-wired attention: An LSTM framework for human trajectory prediction and abnormal event detection [J]. Neural networks: the official journal of the International Neural Network Society, 2018, 108(12): 466-478.
- [14] UIJLINGS J R R, SANDE K, GEVERS T, et al. Selective Search for Object Recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 104(2): 154-171.
- [15] 田赓. 复杂动态城市环境下无人驾驶车辆仿生换道决策模型研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- [16] GIANMARIA T, STEFANNIA M. A probabilistic matrix factorization algorithm for approximation of sparse matrices in natural language processing[J]. Information & Communication Technology Express, 2018, 4(2): 87-90.
- [17] FROLOV E, OSELEDETS I V. Tensor methods and recommender systems[J]. Wiley Interdisciplinary Review: Data Mining and Knowledge Discovery, 2017, 7(3): 1-42.
- [18] 袁盛玥. 自动驾驶车辆城区道路环境换道行为决策方法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.

【作者简介】

何柳, 硕士研究生, 就职于中国第一汽车股份有限公司, 主要研究方向为智能驾驶汽车障碍物轨迹预测。

E-mail: h_l_heliu@163.com

李宇寂, 就职于中国第一汽车股份有限公司, 主要研究方向为智能驾驶汽车障碍物轨迹预测和全局路径规划。

E-mail: yuji.li@outlook.com