

DOI: 10.3901/JME.2020.02.163

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*

刘梓林¹ 黎予生^{2,3} 郑 玲^{3,4}

(1. 重庆大学机械工程学院 重庆 400044;

2. 长安汽车股份有限公司汽车工程智能化研究院 重庆 401120;

3. “国家 2011 计划”-重庆自主品牌汽车协同创新中心 重庆 400044;

4. 重庆大学汽车工程学院 重庆 400044)

摘要: 非结构化环境下, 无人驾驶汽车的局部路径规划方法面临数据冗余及环境结构适用性问题。提出一种基于 3 维 Lidar 数据稀疏表示的局部路径规划建模方法——势场字典法(Potential field dictionary, PFD)。该方法以预置本地完备 DCT 字典替代正交基, 应用投影追踪方法(MP)结合环境采样预处理结果, 对 Lidar 点云信息进行稀疏化分解; 直接将稀疏分解矢量用于势场法局部路径规划, 并提出“动态势场”以应对非结构化环境。实车试验表明: 环境采样预处理结果储存空间小, 且更能体现结构复杂程度; PFD 算法以小稀疏度可以规划出完整连续可行路径, 且性能优于 RRT*算法以及传统势场算法。PFD 算法在保证信息表达精度的前提下, 减少了数据传输、储存成本, 也可规划出适用于非结构化环境的局部路径。

关键词: 局部路径规划; 非结构化环境; 稀疏表示; 势场字典法

中图分类号: TG156

Local Path Planning for Autonomous Vehicles Based on Sparse Representation of Point Cloud in Unstructured Environments

LIU Zilin¹ LI Yusheng^{2,3} ZHENG Ling^{3,4}

(1. College of Mechanical Engineering, ChongQing University, Chongqing 400044;

2. Chongqing Changan Auto R&D Center, Changan Automobile Co., Ltd., Chongqing 401120;

3. Chongqing Automotive Collaborative Innovation Center, Chongqing 400044;

4. School of Automotive Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)

Abstract: The local path planning methods for autonomous vehicles face the data redundancy and the applicability to the environmental structure in unstructured environments. A modeling method using the sparse representation of 3D Lidar data is presented, which is called potential field dictionary(PFD). The environmental sampling pretreatment results of Lidar signal are sparsely decomposed with Match Pursuit algorithm(MP), whose orthonormal basis is replaced by a preset over-complete DCT dictionary; the sparse decomposition vector is directly applied to the potential field method of the local path planning; dynamic potential field is used to deal with unstructured environments. The results of vehicle test show that the preprocessing result needs little storage space and can express the complexity of the environmental structure better. Afterwards, the PFD algorithm can plan full sequential feasible paths with small sparsity and its performance is superior to the traditional potential field method and RRT* method. The PFD algorithm can reduce the costs of data transmission and storage on the premise of the precision of surrounding information and plan feasible local paths in unstructured environments.

Key words: local path planning; unstructured environments; sparse representation; potential field dictionary

* 国家自然科学基金(51875061)和中国汽车产业创新发展联合基金重点(U1564208)资助项目。20190215 收到初稿, 20191021 收到修改稿

0 前言

局部路径规划是无人驾驶汽车自主导航的关键问题之一,其规划路径的精确度以及规划过程的时序处理实时性直接影响无人驾驶汽车在已知、未知环境下的避障工作能力^[1]。在实际工程应用中,特别是现有的驾驶辅助系统(包括自动泊车辅助系统、自适应巡航、车道偏移报警系统、车道保持系统等),常常在特定工况、场景下,预先对车辆的行驶路径进行规划。随后系统依据车辆是否进入设定工况、场景的相关参数判断(包括人为判断以及车辆环境自主识别),进而决定是否开启车辆的相关功能^[2]。这使其使用场景较为固定,不具有对复杂结构环境普适性。根据美国机动车工程学会无人驾驶汽车标准对相关技术分级界定,现有驾驶辅助系统属于 1~2 级自动驾驶,即考虑驾驶员接管的容错机制下,在限定的系统使用工况、场景范围(Operational design domain, ODD)内完成指定动态驾驶任务^[3]。在该标准中,3~5 级无人驾驶汽车要求自主导航的 ODD 范围更具普适性,即实现真正意义上的无人驾驶。这使得无人驾驶汽车必须具有针对非结构化环境采样结果进行局部路径规划的能力。

作为无人驾驶的核心问题,局部路径规划的本质为多约束条件(包括环境几何约束、车辆控制约束、行驶时间约束等)考量下的目标最优化问题。根据考量约束条件的异同,局部路径的规划方法可分为以下两类情况。

(1) 考虑车辆自身特性的规划方法,该类方法常用于结构化/半结构化环境已知的非复杂情况,利用车辆转向、动力、运动等特性对局部路径进行规划,同时根据环境采样更新数据对局部路径进行优化。

URMSON 等^[4]、姜岩等^[5]在简单城市环境下,使用对称预瞄曲线对前方避障路径进行规划,可以满足定结构环境下的无人驾驶车辆避障需要。VON 等^[6]在 DARPA2007 参赛时,提出一种基于多条不同转向角对称曲线集的路径规划方法,对结构化环境有很好的适应性。这些方法由于使用定结构曲线对路径进行规划,使其具有较好的实时性,但同时也导致其不适用于复杂结构未知环境下的局部路径规划。

(2) 基于对环境采样处理的规划方法,依据对复杂结构环境采样的网格化处理结果,将全局路径规划方法应用于局部路径规划中。

针对结构化/半结构化环境采样进行网格化处

理后,HART 等^[7]提出的 A*算法,FERGUSON 等^[8-9]提出的 Field D*法将网格中心、边缘或网格角点作为路径连接点的基础上,寻找最短路径。这种方法对静态大尺度环境条件下的全局路径规划有较好的效果。但将该方法用于小尺度环境的局部路径规划后,发现其主要的缺点在于规划出的路径不平顺,实际控制车辆跟随路径与其规划路径常有较大偏差。针对这一缺点,DOLGOV 等^[10]在原有 A*、Field D*法的基础上提出了 Hybrid A*方法,该方法以网格为计算连续态,使用平滑曲线穿越网格,以此规划出平滑路径。该方法在 DARPA 竞赛中得到了验证,结果表明其可以较好地解决大尺度半结构化环境的路径规划问题,文章并未对非结构化环境情况进行讨论。

由于非结构化环境中的各种环境元素的种类、数量、结构、形状、尺寸并没有确定规范,以上方法存在环境结构适用性问题,所以 LAVALLE^[11]提出了快速搜索随机树(Rapidly-exploring random tree, RRT)方法,由初始点向目标点探索随机路径。随后,ELBANHAWI 等^[12]、LEE 等^[13]对 RRT 算法的在多种复杂环境下的动态避障以及全局优化进行了讨论。该方法属于蒙特卡洛算法,适用于非完整约束求解,其解析的可行性及精度与计算样本数量成正相关。因此,该方法虽然适用于非结构化环境下的局部路径规划,但其实现较高精度路径规划的计算成本巨大,与此同时,RRT 方法规划出的路径不具备平顺性。

针对非结构化环境,势场法可以快速规划出平顺路径^[14-16]。该方法将环境采样结果转换为“势场”,并根据车辆所受“目标引力”及“障碍物斥力”所形成的“合力”,以此对车辆行进路线进行规划。在全局路径规划中,由于该方法对全局信息表达并不完整,可能出现局部极小解,导致规划路径无法摆脱障碍物作用范围。但在局部路径规划中,势场法对于非结构化环境具有很好的路径规划效果。

势场法实现高精度路径规划主要取决于高精度行驶环境信息表达,3 维 Lidar 点云数据成像可以直观、精确地反映行驶环境信息,但 Lidar 数据冗余也直接导致数据传输、储存等处理成本巨大。

针对这一问题,本文提出一种基于点云稀疏表示的局部路径规划方法——势场字典法(Potential field dictionary, PFD)。该方法主要包括两部分:Lidar 数据处理以及基于稀疏表示的局部路径规划。

文中提出适应于该局部路径规划方法的点云数

据预处理流程,包括车顶点云剔除、采样-环境坐标系变换、PFD 数据预处理、路面及路面坑洼处点云滤除、归一化处理等;引入完备 DCT 字典代替正交基,应用投影追踪方法(MP)对空间域点云信号进行稀疏表示;将数据处理结果直接运用于势场法中,并提出“动态势场”概念以应对非结构化环境。同时,本文通过实车数据试验,研究预处理结果储存空间缩减幅度以及其与环境结构复杂程度的关系;探讨信号分解稀疏度(原子数量)与重构信号质量间的关系,为 PFD 算法稀疏矢量数量选取提供依据;在多种路况中,验证势场字典算法的可行性,并讨论不同车辆参数对 PFD 的影响。将 PFD 与传统势场法、RRT*法相比较,体现其先进性。

1 环境-车辆-采样坐标系联立模型

本文研究对象为两轴、四轮车辆线性系统,忽略车辆俯仰角变化对车辆行驶影响;同时,忽略转向离心力对车辆行驶两侧轮荷的影响差异,将车辆运动学模型简化为单轨模型,如图 1 所示。

地面坐标系为 OXY , 车辆坐标系为 $O_LX_VY_V$, Lidar 采样坐标系为 $O_LX_LY_L$ 。由于 Lidar 传感器与整车捷联,所以可将整车坐标系 $O_LX_VY_V$ 与 Lidar 采样坐标系 $O_LX_LY_L$ 捷联,即:① $O_LX_LY_L$ 、 $O_LX_VY_V$ 原点重合,表示布置 Lidar 采样坐标原于整车质心位置;② Y_L 轴与 X_V 轴重合,表示 Lidar 采样纵向坐标轴与车辆运动前进方向重合;③ 车辆运动模型垂向坐标轴与 Lidar 采样垂向坐标轴重合。

“环境-车辆-采样坐标系联立模型”用以描述环境、车辆与采样几何关联性质,包括以下子模型。

1.1 采样-车辆极坐标变换模型

在势场法中,目标点、障碍物点对车辆“引力”、“斥力”可由该点极坐标直接表示,由于整车坐标系 $O_LX_VY_V$ 与 Lidar 采样坐标系 $O_LX_LY_L$ 捷联,故可将该点在 Lidar 采样直角坐标系 $O_LX_LY_L$ 下坐标 (x_L, y_L) 转换为极坐标 (r, ψ_L) 。

$$r = \sqrt{x_L^2 + y_L^2} \quad (1)$$

$$\psi_L = \begin{cases} \arctan \frac{y_L}{x_L} & y_L > 0 \\ \pi - \arctan \frac{y_L}{x_L} & y_L < 0 \\ 0 & y_L = 0 \quad x_L > 0 \\ \pi & y_L = 0 \quad x_L < 0 \end{cases} \quad (2)$$

PFD 算法中,障碍物与车辆质心间“斥力”作用范围为 $r_o \in (r_v, r_v + r_f]$, r_f 表示“斥力”作用范围参数, r_v 为车辆碰撞距离阈值,表示车辆质心据车头前沿矢量集 $\{r_{fn}, n \in \mathbf{N}\}$ 中各个矢量的 Euclidean 范数最大值,即

$$r_v = \max_n \|r_{fn}\| \quad n \in \mathbf{N} \quad (3)$$

根据车辆几何特性可知

$$r_v = \sqrt{(w_v)^2 + (l_v)^2} \quad (4)$$

式中 w_v ——整车质心距车侧宽度;

l_v ——为质心距车辆前端长度。

1.2 车辆位姿与传感器姿态模型

如图 1 所示, t 时刻时,车辆质心以速度 v_t 行进。此刻车辆位姿为 $(x_{vt}, y_{vt}, \theta_t)$, 车辆质心在地面坐标系中的坐标 $V(x_{vt}, y_{vt})$, 车辆航向角为 θ_t , $V(x_{vt-1}, y_{vt-1})$ 为 $t-1$ 时刻车辆质心位置。

车辆航向角满足

$$\theta_t = \beta_t + \psi_t \quad (5)$$

β_t 为 t 时刻车辆前轮侧偏角, ψ_t 为 t 时刻车辆横摆角, 且

$$\psi_t = \begin{cases} \arctan \frac{\Delta y_{vt}}{\Delta x_{vt}} & \Delta y_{vt} > 0 \\ \pi - \arctan \frac{\Delta y_{vt}}{\Delta x_{vt}} & \Delta y_{vt} < 0 \\ 0 & \Delta y_{vt} = 0 \quad \Delta x_{vt} > 0 \\ \pi & \Delta y_{vt} = 0 \quad \Delta x_{vt} < 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \Delta x_{vt} = x_{vt} - x_{vt-1} \\ \Delta y_{vt} = y_{vt} - y_{vt-1} \end{cases} \quad (7)$$

由于 Lidar 采样坐标系与整车捷联,所以在环境-车辆-采样坐标系联立模型中, Lidar 采样坐标系 t 时刻姿态为 (x_{vt}, y_{vt}, ψ_t) 。

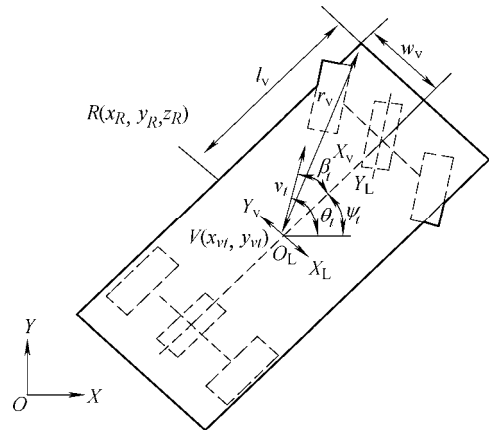


图 1 环境-车辆-采样坐标系联立示意图

1.3 障碍物采样-环境坐标系变换模型

Lidar 采样坐标系随车辆运动, 采样结果表达了基于车辆位姿下的环境信息, 包含冗余动态、静态信息。直接使用采样数据, 首先, 不能直观表达车辆相对于环境的姿态变化; 其次, Lidar 采样频率通常为 5~20 Hz, 车辆低速行进时, 在连续帧采样结果中, 表示相同环境信息的点云冗余; 同时, 由于采样单帧数据中缺少全局信息, 整合连续帧数据信息时, 需要统一在静态固定坐标系下进行。因此, 本文将采样坐标系采样结果转换为地面坐标系结果。此“采样坐标转换”过程中, 使用模型为“采样-环境坐标系变换模型”, 具体公式如下。

地面坐标系障碍物坐标为 $R(x_R, y_R, z_R)$ 与三维采样结果 $LR(x_{LR}, y_{LR}, z_{LR})$ 满足

$$\begin{pmatrix} x_{LR} \\ y_{LR} \\ z_{LR} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{F} & \mathbf{V} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_R \\ y_R \\ z_R \\ 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$SE(3) = \left\{ \begin{pmatrix} \mathbf{F} & \mathbf{V} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{pmatrix} \in \mathfrak{R}^{4 \times 4} \mid \mathbf{F} \in SO(3), \mathbf{V} \in \mathfrak{R}^3 \right\} \quad (9)$$

$$SO(3) = \left\{ \mathbf{F} \in \mathfrak{R}^{3 \times 3} \mid \mathbf{F}\mathbf{F}^T = \mathbf{I}, \det(\mathbf{F}) = 1 \right\} \quad (10)$$

式中, $SE(3)$ 为特殊欧氏群, $SO(3)$ 为特殊正交群, \mathbf{F} 为旋转矩阵, \mathbf{V} 为平移矩阵(即为车辆质心在地面坐标系的坐标), $\mathfrak{R}^{4 \times 4}$ 、 $\mathfrak{R}^{3 \times 3}$ 、 \mathfrak{R}^3 为实数矩阵。

在本文讨论的环境-车辆-采样坐标系联立模型中, 忽略车辆俯仰角变化对车辆行驶影响, 因此, 旋转矩阵为

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} \cos\psi_t & \sin\psi_t & 0 \\ -\sin\psi_t & \cos\psi_t & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (11)$$

2 Lidar 数据处理方法

2.1 数据预处理

图 2 为 Lidar 采样数据预处理流程图, 图中所示 Lidar-GPS-整车设备捷联。对 GPS-Lidar-整车捷联位姿进行标定, 其中, x_{L2v} 、 y_{L2v} 表示 Lidar-GPS 与整车质心相对位置; z_{L2f} 则表示 Lidar-GPS 与地面高度。 x_{v0} 、 y_{v0} 表示车辆质心的初始位置。 P_i 、 R_o 、 Y_a 则表示 Lidar 布置的欧拉角, P_i 、 R_o 同时表示捷联 GPS 的位姿角, He 为 Lidar-GPS-整车捷联后的初始前进方向(即为图 1 所示 $\mathbf{O}_L\mathbf{X}_v$ 、 $\mathbf{O}_L\mathbf{Y}_L$ 单位矢量方向)。

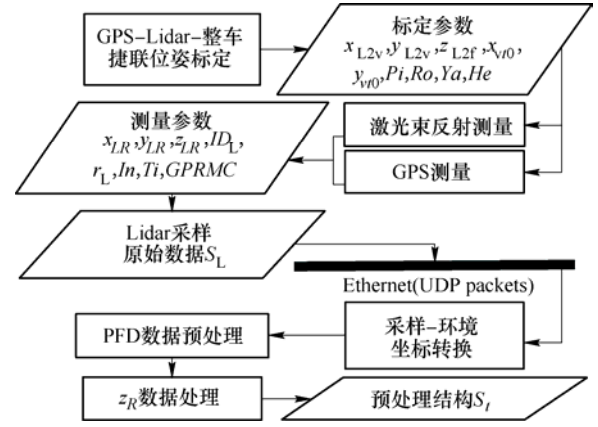


图2 Lidar 采样数据预处理流程图

GPS 以及激光束反射测量得到数据为: 三维采样结果 (x_{LR}, y_{LR}, z_{LR}) 、激光束编号 ID_L 、传感器与探测点距离 r_{LR} 、激光回波强度 In 、时间戳 Ti 以及推荐定位信息 $GPRMC$, 数据组成结构化数据 S_L ; 以 UDP packet 进行以太网传输; 对采样结果进行车顶云剔除, 对其他点云数据进行“采样-环境坐标系变换”。

根据势场字典法中, 障碍物与车辆质心间斥力作用范围 r_o , 选取 $r_i \leq r_o$ 障碍物点云数据; 并根据势场字典法(PFD)参数要求, 对选取采样数据进行数据变换, 并纳入数据结构, 得到数据 $(x_R, y_R, z_R, \psi_{Li}, r_i^{-3}, r_o - r_i)$ 。

z_R 表示 Lidar 点云在地面坐标系中的垂向坐标。考虑到, 本文需要忽略车辆俯仰角变化对车辆行驶影响, 以及需要滤除路面及路面坑洼处点云等情况, 数据预处理阶段对 z_R 做“两步”处理。

(1) 选取 z_R 滤除阈值 z_{min} , 使得滤除 z_R 值小于 z_{min} 的所有结构数据。

(2) 对 z_R 做归一化处理, 即

$$z_i = \frac{z_R - z_{min}}{z_{max} - z_{min}} \quad (12)$$

至此, 得到采样数据预处理结果 S_i

$$S_i = (s_i; i = 1, 2, \dots, P)^T = (x_i, y_i, z_i, \psi_{Li}, r_i^{-3}, r_o - r_i; i = 1, 2, \dots, P) \quad (13)$$

式中, $P \in \mathbf{N}_+$ 。

2.2 数据稀疏化处理

表 1 所示为 KITTI-odometry 数据集 64 线 Lidar 采样数据, 3D 点云信号经过预处理后, 结果依然庞杂、冗余、存储空间大。如采样路段 12 中, 1 061 帧数据存储空间即为 1.88 GB。结构化环境中, 常对简单环境元素点云簇聚类识别, 以此起到数据稀疏化作用; 非结构化环境元素复杂多变, 单以聚类识别很难全面地表述环境信息。

不进行数据稀疏化又使得数据冗余, 从而导致传输、储存成本巨大。针对这一问题, 本文基于局

部路径规划目的, 提出对采样预处理结果进行稀疏表示。

表 1 KITTI 数据集 Lidar 采样数据储存空间

路段编号	采集帧数	储存空间 / GB	路段编号	采集帧数	储存空间 / GB	路段编号	采集帧数	储存空间 / GB
1	1101	1.73	8	4071	7.43	15	1901	3.48
2	4661	8.72	9	1591	2.94	16	1731	3.17
3	801	1.47	10	1201	2.25	17	491	0.86
4	271	0.52	11	921	1.71	18	1801	3.18
5	2761	5.14	12	1061	1.88	19	4981	9.00
6	1101	2.00	13	3281	5.66	20	831	1.47
7	1101	1.99	14	631	1.19	21	2721	4.87

数据稀疏化部分, 提出投影匹配追踪法(MP)来完成稀疏分解。该算法利用信号与稀疏分解原子间投影乘积(内积)求解信号稀疏化表示矢量 α 。

MP 算法提取 $S_t=(x_i, y_i, z_i, \psi_{Li}, r_i^{-3}, r_o-r_i; i=1, 2, \dots, P)$ 中单维数据 $Z=(z_i; i=1, 2, \dots, P)$ 、 $\psi_L=(\psi_{Li}; i=1, 2, \dots, P)$ 、 $\rho_A=(r_i^{-3}; i=1, 2, \dots, P)$ 、 $\rho_A=(r_o-r_i; i=1, 2, \dots, P)$ 作为数据稀疏化处理初始信号。为了保证信号稀疏表示中三维信息的正确性, 在稀疏化处理过程中, 始终保持 $(x_i, y_i, z_i, \psi_{Li}, r_i^{-3}, r_o-r_i)$ 对应关系不发生变化, 即信号结构 $S_t=(s_i; i=1, 2, \dots, P)^T$ 在稀疏化过程中不发生变化。

如图 3 所示, 算法步骤如下所述。

(1) 设置过完备原子字典 D 。过完备原子字典 $D=(d_k; k=0, 1, 2, \dots, K-1)$, 其单位矢量 K 张成 Hilbert 空间 $H \in \mathbb{R}^N$, 稀疏分解原子 d_γ 存在于 D 中, 且 $\|d_\gamma\|=1$ 。选取 DCT 过完备字典。相较于 DCT 变换中核函数的 $M \times M$ 正交矩阵, DCT 过完备字典中增加了核函数抽样频率以保证字典的过完备性(即 $K \gg M$)。DCT 过完备字典核函数

$$D_{m,k} = \sqrt{\frac{2}{M}} g_k \cos \frac{mk\pi}{2M} \quad (14)$$

式中, $m=0, 1, 2, \dots, M-1, k=0, 1, 2, \dots, K-1$ 。

$$g_k = \begin{cases} 1/\sqrt{2} & k=0 \\ 1 & k \neq 0 \end{cases}$$

(2) 分别提取单维预处理数据 Z 、 ψ_L 、 ρ_A 、 ρ_A 赋予原始信号 Φ 。

(3) 设定原始信号 Φ 为初始残差 ξ_0 。

(4) 计算信号稀疏分解残差

$$\Phi = \sum_{n=0}^{n-1} \langle \xi_n, d_{\gamma_n} \rangle d_{\gamma_n} + \xi_n \quad (15)$$

且有

$$\|\Phi\|^2 = \sum_{n=0}^{n-1} \langle \xi_n, d_{\gamma_n} \rangle^2 + \|\xi_n\|^2 \quad (16)$$

式中 ξ_n —— Φ 信号 n 次迭代后的信号残差;

d_{γ_n} ——第 n 次匹配到原子。

(5) 迭代计算较大相关性原子。

该方法每次迭代目的是在过完备字典 D 寻找与残留信号 ξ_n 有较大相关性的原子, 即在式(15)中, 内积绝对值需要满足以下条件

$$|\langle \xi_n, d_{\gamma_n} \rangle| \geq \alpha \sup_{\gamma \in H} |\langle \xi_n, d_\gamma \rangle| \quad 0 < \alpha \leq 1 \quad (17)$$

(6) 设置计算结果返回条件。

同时引入参数稀疏度 k_0 、稀疏分解重构信号的相关系数残差阈值约束 φ , 使得 MP 算法稀疏表示结果可以满足稀疏度要求或局部路径规划精度要求。

考虑到 MP 算法逼近误差的指数衰减性质, 引入稀疏分解重构信号与原始信号的相关系数残差 e_n 以及其变化量参数 Δe

$$e_n = 1 - \frac{\sum_{i=1}^P (\Phi_i - \bar{\Phi})(\Phi_{ri} - \bar{\Phi}_r)}{\left(\sum_{i=1}^P (\Phi_i - \bar{\Phi})^2 \sum_{i=1}^P (\Phi_{ri} - \bar{\Phi}_r)^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (18)$$

式中 Φ_i ——第 i 点原始信号;

$\bar{\Phi}$ ——原始信号 Φ 均值;

Φ_{ri} ——第 i 点重构信号;

$\bar{\Phi}_r$ ——重构信号 Φ_r 均值。

对稀疏分解重构信号与原始信号的相关系数残差变化量进行比较, 判断稀疏分解运算快慢, 决定是否退出运算, 以此兼顾 MP 算法的实时性要求。

计算结果返回条件分为两种情况。

(1) 设置稀疏度 k_0 , 不设置相关系数残差阈值约束 φ 。在 MP 算法迭代达到指定稀疏度; 或未达到指定稀疏度, 稀疏分解重构信号与原始信号的相关系数残差 e_n 变化量与所设置变化量阈值 Δe 满足

$$|e_n - e_{n-1}| \leq \Delta e \quad (19)$$

运算停止, 计算结果输出。

(2) 设置相关系数残差阈值约束 φ , 不设置稀疏

度 k_0 。在 MP 算法迭代计算中, 稀疏分解重构信号 Φ_r 与原始信号 Φ 的相关系数残差满足 $e_n \leq \phi$; 或 $e_n > \phi, |e_n - e_{n-1}| \leq \Delta e$ 。迭代停止, 计算结果输出。

至此, 计算结束, 分别输出对应单维数据 $Z, \psi_L, \rho_A, \rho_d$ 的稀疏表示矢量 $\alpha_Z, \alpha_{\psi_L}, \alpha_{\rho_A}, \alpha_{\rho_d}$, 以供局部路径规划 PFD 计算使用。

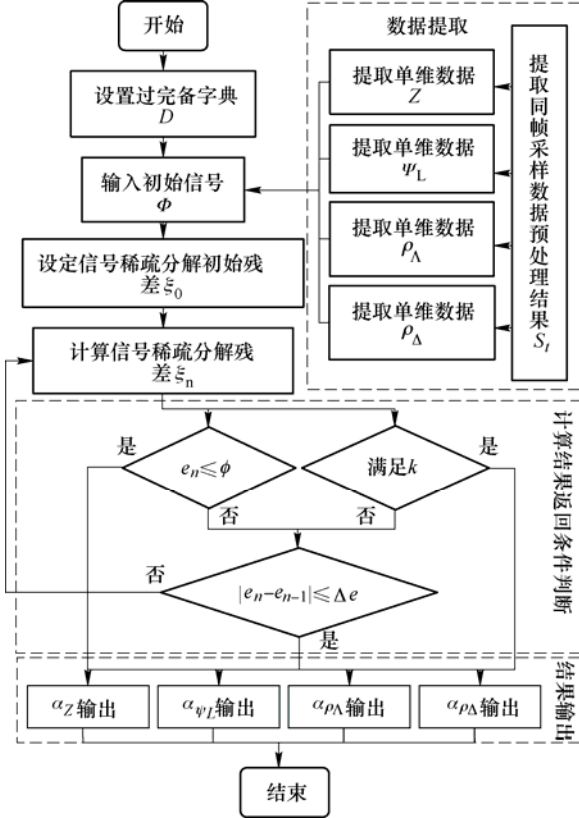


图3 稀疏分解算法流程图

3 基于稀疏表达的局部路径规划方法

3.1 传统人工势场法

在地面坐标系中, 车辆质心的坐标为 $V(x_v, y_v)$ 、目标点坐标为 $G(x_g, y_g)$ 、障碍物点坐标为 $R_i(x_{Ri}, y_{Ri})$ 。

传统人工势场法将目标点、障碍物点周围建立虚拟“势场”, 包括目标点对局部路径规划车辆质心的“引力势场” E_a 、障碍物点对局部路径规划车辆质心的“斥力势场” E_{ri} , 继而计算“叠加势场” E 。

$$E_a = \frac{1}{2} \tau_a (V - X_g)^2 \quad (20)$$

$$E_{ri} = \begin{cases} \frac{1}{2} \tau_r \left(\frac{1}{r_i} - \frac{1}{r_0} \right)^2 & r_i \leq r_0 \\ 0 & r_i > r_0 \end{cases} \quad (21)$$

$$E = E_a + \sum_{i=1}^P E_{ri} \quad (22)$$

式中, τ_a 为“引力势场”增益参数, τ_r 为“斥力势场”增益参数。

随后, 根据势场与作用力间偏导关系可求得, 目标点对车辆质心的作用“引力” F_a

$$F_a = -\nabla E_a = -\tau_a \frac{V - X_g}{|V - X_g|} \quad (23)$$

以及障碍物点对车辆质心的作用“斥力” F_{ri}

$$F_{ri} = -\nabla E_{ri} = \begin{cases} \tau_r \left(\frac{1}{r_i} - \frac{1}{r_0} \right) \frac{1}{r_i^2} \frac{\partial (V - R_i(x_R, y_R))}{\partial V}, & r_i \leq r_0 \\ 0, & r_i > r_0 \end{cases} \quad (24)$$

计算车辆质心所受“合力” F

$$F = F_a + \sum_{i=1}^P F_{ri} \quad (25)$$

根据 F 来判定车辆质心位姿变化, 车辆在“叠加势场”中由高“势能”向低“势能”运动, 以此完成对车辆局部路径规划。

3.2 势场字典法

势场字典法将传统势场算法分解成由本地预置字典 D 及 MP 算法稀疏表达矢量 $\alpha_Z, \alpha_{\psi_L}, \alpha_{\rho_A}, \alpha_{\rho_d}$, 以此减少数据传输、储存空间。

PFD 算法整体框架与传统势场法一致, 同样根据式(22)、(25)计算车辆质心所受的“叠加势场” E 以及“合力” F 。

相较传统势场法, PFD 法区别如下。

(1) 在目标点对车辆质心的“引力” F_a 中引入经验参数, 只保留传统势场法中目标点对车辆质心作用方向。

$$F_a = -\tau_a f_g C_g \quad (26)$$

式中, f_g 为“引力”值经验参数, C_g 为车辆质心所受“引力”的单位矢量。

(2) 障碍物点对车辆质心的“斥力” F_{ri} 中引入 z_i , 目的在于赋予非结构化环境“动态势场”, 同时增加 Lidar 数据稀疏化维数。

(3) 将数据稀疏表示结果直接用于障碍物对车辆质心作用“斥力”计算过程

$$F_{ri} = \tau_r \left[z_i \left(\frac{1}{r_i} - \frac{1}{r_0} \right) \frac{1}{r_i^2} \right] C_{Ri} = \frac{\tau_r}{r_0} \left[z_i \frac{(r_0 - r_i)}{r_i^3} \right] C_{Ri} \quad (27)$$

式中, C_{Ri} 为车辆质心所受障碍物 i “斥力”的单位矢量。

将 S_i 数据稀疏分解矢量 $\alpha_Z, \alpha_{\psi_L}, \alpha_{\rho_A}, \alpha_{\rho_d}$ 代入式(27)可得

$$F_r = (F_{ri}; i=1, 2, \dots, P)^T =$$

$$\frac{\tau_r}{r_0} \left\{ \left[(D\alpha_z) \circ (D\alpha_{\rho_A}) \circ (D\alpha_{\rho_d}) \right] C_R \right\} =$$

$$\begin{bmatrix} \tau_r(Da_z) \circ (Da_{\rho_A}) \circ (Da_{\rho_A}) & Da_{\psi_L} \\ r_o & \end{bmatrix} \quad (28)$$

式中, $(Da_z) \circ (Da_{\rho_A}) \circ (Da_{\rho_A})$ 为哈氏乘积(Hadamard product), 计算各障碍点“斥力”大小。

将式(26)、(28)代入式(25)中, 即可得到车辆质心所受“合力” F , 持续更新 F 状态以此规划车辆行进路径。

4 实车采样数据验证

为验证 PFD 算法有效性及先进性, 本文依据实车采样数据进行局部路径规划。选取长安时未

量产车辆作为无人驾驶平台, 并搭载 HDL-32E velodyne Lidar 1 台、双核工控机 1 台、惯性导航部件 1 台、GPS 1 台、移动电源组件 1 套、Ethernet 通信传输组件 1 套、线束若干等(图 4a), 对长安园区复杂结构试验路段进行采样。采样原始数据成像如图 4b 所示。采样路段包括直线路段、丁字路口以及有移动车辆经过路段。试验路段顺序拼接以上三种路况, 值得指出的是: 以上路段路面平整, 但路标缺失、路上障碍物复杂多样, 符合本文对非结构化环境的定义以及对车辆模型的基本假设。

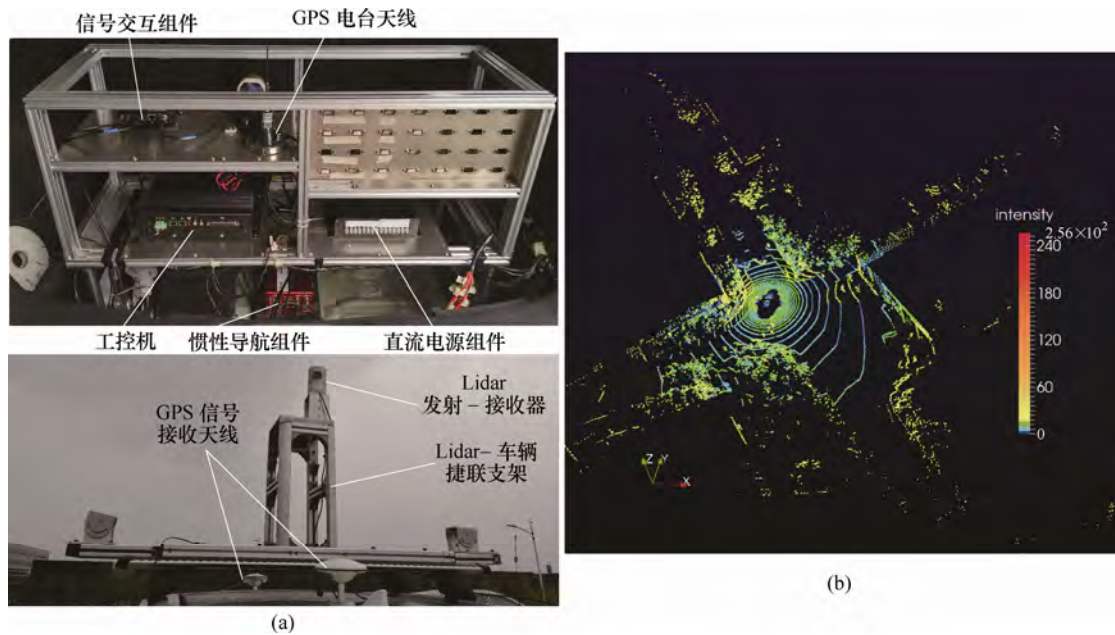


图 4 试验平台组成及原始数据成像示意图

表 2 PFD 算法参数

参数类别	具体参数	参数说明	参数值	参数类别	具体参数	参数说明	参数值
传感器布置标定参数	侧向宽度 w_v / m	Lidar 距车侧宽度	0.930 0	稀疏分解参数	残差阈值 φ / m	重构信号与原始信号相关系数残差阈值约束	*
	前端长度 l_v / m	Lidar 距车辆前端长度	2.130		残差变化量阈值 $\Delta e / m$	重构信号与原始信号相关系数残差变化量阈值	*
	Lidar 横向布置 x_{L2v} / m	整车坐标系中 Lidar-GPS 位置	0	局部路径规划参数	初始横坐标 x_{v0} / m	地面坐标系中车辆质心初始位置	0
	Lidar 纵向布置 y_{L2v} / m	整车坐标系中 Lidar-GPS 位置	0		初始纵坐标 y_{v0} / m	地面坐标系中车辆质心初始位置	0
	Lidar 立向布置 z_{L2v} / m	Lidar-GPS 与地面高度	2.280		侧偏角初始值 $\beta_{0} / (^{\circ})$	车辆前轮侧偏角初始值	0
	俯仰角 $P_i / (^{\circ})$	整车坐标系中 Lidar-GPS 布置俯仰角	0		横摆角初始值 $\psi_{0} / (^{\circ})$	车辆横摆角初始值	$\pi/2$
	侧倾角 $R_o / (^{\circ})$	整车坐标系中 Lidar-GPS 布置侧倾角	0		航向角初始值 $\theta_{0} / (^{\circ})$	车辆航向角初始值	$\pi/2$
	横摆角 $Y_a / (^{\circ})$	整车坐标系中 Lidar 布置横摆角	0		“引力”参数 f_g	“引力”值经验参数	*
	稀疏度 k_o	指定稀疏度	*		“斥力”范围 r_o	“斥力”作用范围参数	*

注: “*” 表示动态参数。

在实车采样数据试验中,选取剔除车顶点云的经验阈值为 3 m,同时选取 z_R 滤除阈值 $z_{\min}=0.5$ m。PFD 算法中,传感器布置、数据稀疏表示以及局部路径规划的其他相关参数如表 2 所示。

原始单帧数据储存空间均值为 6.647 MB,单帧预处理结果均值为 2.380 MB,预处理结果较原始数据储存空间单帧缩减幅度为 58.67%~73.03%,采样数据储存空间总值 1.517 GB,进行预处理后,存储空间总值缩减至 554.3 MB,累计缩减幅度达 63.46%。预处理结果储存空间显著小于原始数据,但预处理结果储存空间极差为 0.978 MB,大于原始数据极差 0.336 MB,即预处理结果储存空间变化幅度大于原始数据。

图 5 为两者单帧压缩比,其储存空间不存在固定比值,压缩比介于 0.269 7(158 帧)与 0.413 3(220 帧)之间,且 158 帧与 220 帧处又分别为预处理结果储存空间的最小值以及最大值。

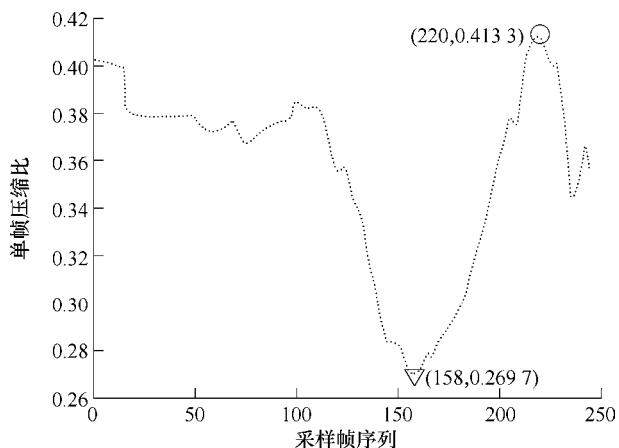


图 5 预处理结果-原始数据单帧压缩比

如图 6 所示,根据预处理结果,重构点云环境,以反应地面实况(Ground truth),图中标记采样 158 帧、220 帧时的车辆位置。车辆处在 220 帧位置时,

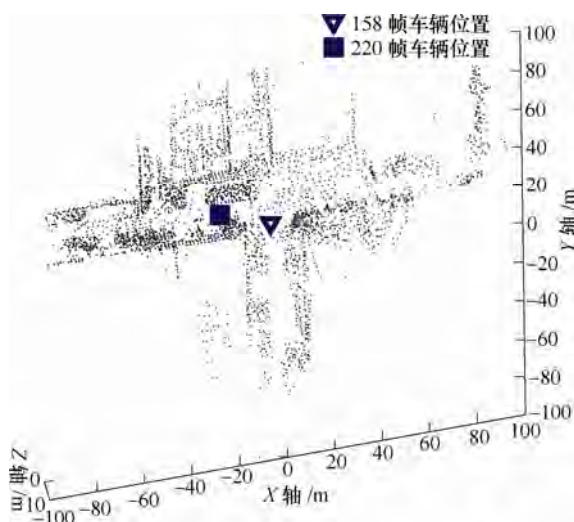


图 6 米级精度真实环境重建

周遍障碍物密集,点云较多;而 158 帧处于丁字口(三个路面及其右上侧空旷场地点云被滤除),点云较少。综合图 5、6 数据分析可知:预处理结果储存空间较原始数据更体现结构复杂程度。

重构点云环境的整体点云数量为 30 256,该数量显著小于采样数据单帧点云数量(最小值为 60 315,处于 159 帧)。由于预处理结果中,220 帧处点云最多(数量为 31 668),根据预处理结果与结构复杂程度的关系,可以判断 220 帧处为重构环境中点云最冗余处,所以对其进行稀疏分解,计算所得原子数量(或称稀疏度,为 MP 稀疏分解的迭代次数)可做 PFD 算法统一选取稀疏度 k 的依据。

对 220 帧位置周边 20 m 范围内点云信号(数量为 5 500)进行信号重构。图 7 所示为原子数量与信号重构质量(重构信号与原始数据的相关系数)之间的关系,皆为凸曲线,即稀疏分解重构信号与原始信号的相关系数变化量随稀疏度增加而变小,其残差 e_n 变化量亦然。图中显示:各信号分解重构进程的前期(原子数量的前后期界限分别如下: Z 信号 2, ψ_L 信号 3, ρ_A 信号 13, ρ_d 信号 2),重构信号与原始信号的相关系数残差 e_n 变化量较大;随后, e_n 变化量迅速变小,即其相关系数增加趋势趋于平缓。稀疏度为 100(为点云数量的 1.82%)时,重构信号与原始信号相关系数分别为: Z 信号 0.998 5、 ψ_L 信号 0.961 7、 ρ_A 信号 0.943 1、 ρ_d 信号 0.927 5,稀疏重构信号与原始数据信号相关系数皆大于 0.9。由此可知,MP 稀疏分解算法可以较小的稀疏度来重构 PFD 算法中的相关信号。

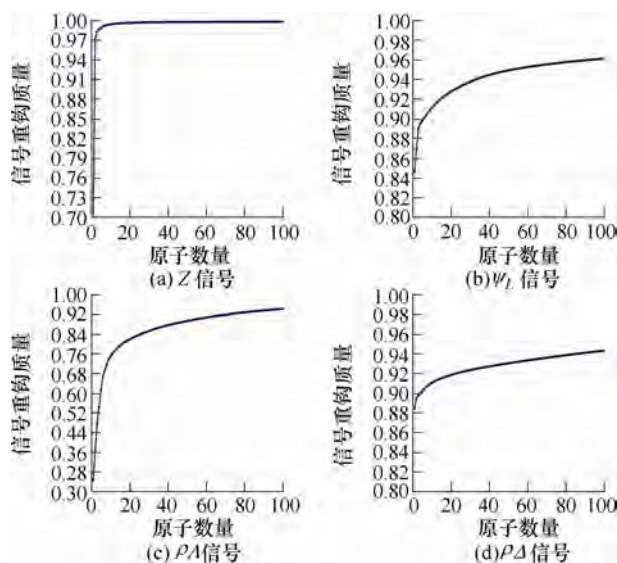


图 7 重构环境中点云最冗余处信号重构质量

为了验证势场字典法(PFD)在多种路况下的有效性以及其相对于势场法(PF)的先进性,分别使用两种方法,在重构环境中,对车辆进行局部路径规

划, 并对规划结果加以对比。图 6 中试验路况环境包括直线路段、丁字路口以及有移动车辆经过的路段。设置 $k_0=100$, $\Delta e=0.001$, $r_0=20$ m, $\tau_r=300$, 车辆起始位置(0, -50), 目标点位置(-45, 30), 其他车辆参数依照表 2 设置, 规划退出条件为车辆行进至目标点 1 m 范围内。将 PFD 和 PF 的“引力”都引入经验参数, 只保留传统势场法中目标点对车辆质心作用方向, 所以两个算法的主要区别即为 PFD 采用动态势场、PF 不采用动态势场。

规划结果如图 8 所示, 实线表示 PF 规划路径, 虚线为 PFD 规划路线。图 8a 为, 顺序拼接三个试验路段的情况下, PFD 算法与 PF 算法规划出的完整路径。显然, PFD 算法规划路线完整连续, PF 算法规划出的路径并不连贯且出现多处长距离无路径区域。图 8b 详细地描述了两个算法在直线路段中的规划路径, 其中 PFD 规划路径平滑连续, PF 算法规划出的路径在 A、B 两处位置出现了不平顺的锯齿状路线。图 8c 中所示, 丁字路口处, PFD 规划路

径连续, 而 PF 规划结果在 C 位置陷入局部极小值“陷阱”, 从而未能规划出完整的可行路径。图 8d 所示环境为两个不同车辆移动的情况, 两个车辆中, 一个与试验车辆同向行驶, 先行于试验车辆, 转向后, 斜侧向停车; 而另一车辆迎面与试验车逆向驶来。在 PFD 算法中, 试验车辆在 E、F 处做出完整的避障动作, 且整体路径连贯。PF 算法则从一开始就跳入 D 位置的局部极小值“陷阱”中。综合分析, 两个算法的规划结果差异, 主要原因在于: A、B、C、D、E 位置的环境点云在 PFD 算法表现为“动态势场”, 在 PF 算法中则为“定势场”。“动态势场”中, 环境点云高度不同, 对路径规划影响也各不相同, 距车辆较近的点云, 由于高度较低, 所以并未即刻反映在“斥力合力”中; 定势场中, 各个点云的“斥力”相同, 即便是未滤除的路面点云, 也同样会影响“斥力合力”。所以在非结构化点云环境中, PF 法较 PFD 法更容易落入局部极小值“陷阱”, 而 PFD 算法的路径规划效果明显优于 PF 算法。

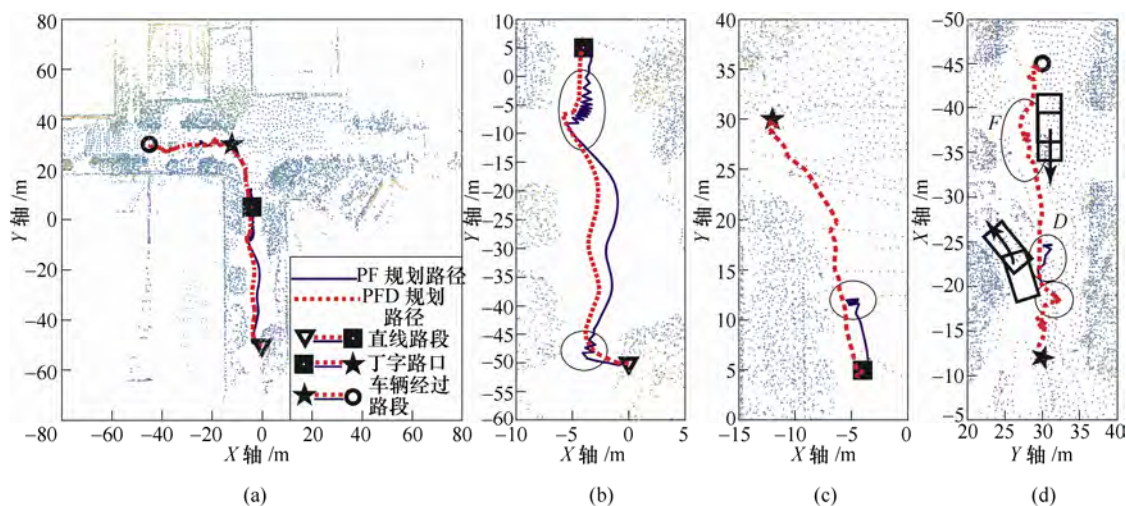


图 8 动态势场与传统 PF 规划路径对比

针对非结构化环境, RRT*算法常用于路径规划。本文在与 PFD 算法相同的参数设置条件下, 使用 RRT*算法对试验车辆进行路径规划。图 9 所示为 PFD 算法与 RRT*算法路径规划结果对比, 虚线为 PFD 规划路径, 实线为 RRT*规划结果。PFD 算法规划出的局部路径, 相较于 RRT*算法, 平顺性明显更好。且 RRT*规划路径中, G、H、I、J 位置紧挨障碍物, 虽为可行路径, 但控制车辆实现该路径难度极高。事实上, RRT*算法规划路径具有一定随机性, 相同参数下规划出的路径不尽相同, 但 PFD 算法在参数相同的条件下, 规划出的路径是确定的。

PFD 算法单步运行时间为 RRT*算法对应步运行时间的 0.71%~51.51%, PFD 算法单步运行时间显著小于 RRT*算法, 如图 10 中局部放大视图所示。

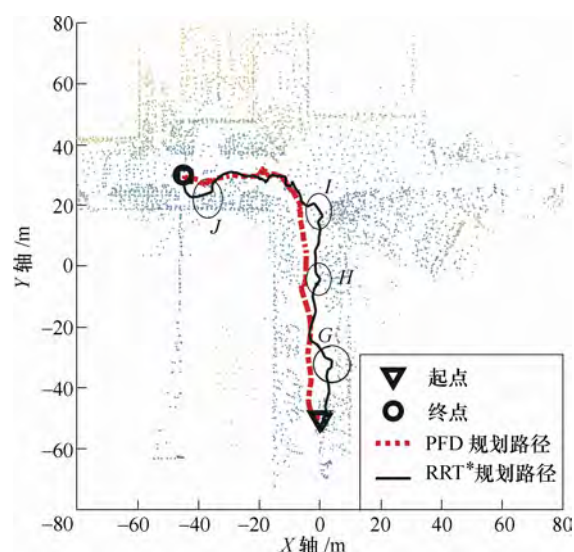


图 9 PFD-RRT*算法规划路径对比

且从图 10 中可知, RRT*算法迭代步数为 876(首次找到可行路径即退出迭代); PFD 算法为 142, 为 RRT*的 16.21%; PFD 算法迭代步数小于 RRT*。另外, 根据蒙特卡洛算法特性, RRT*算法单步运算时间随迭代步数的增加而逐步增加, 即随着路径规划的规模不断扩大, RRT*算法的单步运算时间一定逐步增加; 相反, PFD 算法单步运算时间只与车辆单步时刻周围的点云数量、结构相关, 其变化具有较强的稳定性, 不会随规划时间增加而逐步增大。综上, PFD 算法性能优于 RRT*算法。

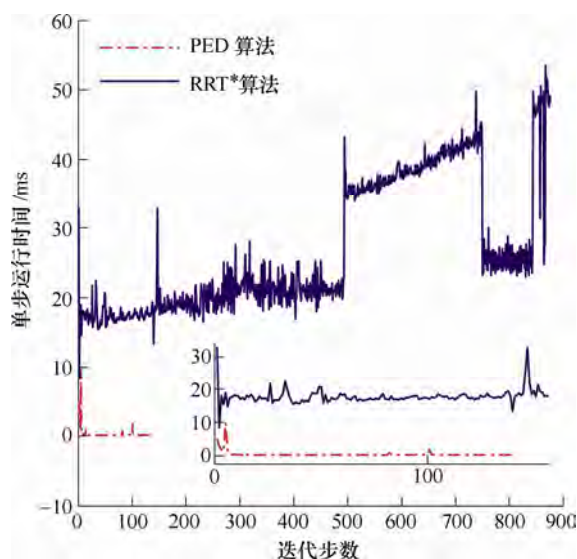


图 10 PFD-RRT*算法单步运行时间对比

考虑到 PFD 算法对于不同车辆尺寸的适应性, 本文采用不同车型尺寸, 分别对 PFD 算法可行性加以验证。验证试验的具体设置: 大尺寸车辆长宽为 $9\,550\text{ mm} \times 2\,496\text{ mm}$, $w_v=1.248\text{ m}$, $l_v=4.780\text{ m}$, 目标点位置为 $(-20, 30)$, 其他试验参数不变。试验结果如图 11 所示: 无车辆尺寸情况下(规划路径由细实

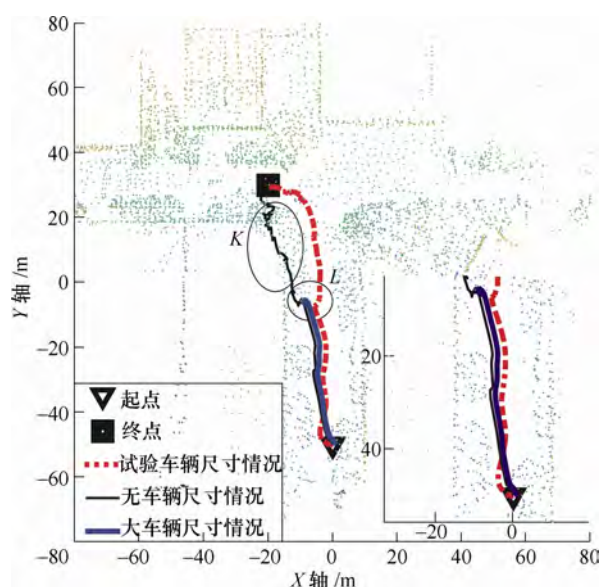


图 11 车辆尺寸对 PFD 算法的影响

线表示), 车辆在 K 位置直接穿过障碍物到达目标位置; 大车辆尺寸的情况下(规划路径由粗实线表示), 由于大车辆在 L 位置不能完成转向通行, 所以 PFD 未继续规划出可行路径; 同样在 L 位置, 试验车辆完成了转向同行, 并规划出了完整连续的可行路径(由虚线表示)。试验表明: 实际运用中不同车型尺寸在 PFD 中的规划结果不尽相同, 车辆尺寸参数对 PFD 规划结果有影响, 该影响的内在逻辑符合实际情况。

5 结论

(1) 势场字典法(PFD)可以小储存空间、传输成本对行驶环境进行表达。其预处理结果储存空间显著小于原始数据, 单帧缩减幅度为 $58.67\% \sim 73.03\%$, 累计缩减幅度达 63.46% , 且其储存空间对结构变化更加敏感。同时, 米级重构点云环境的整体点云数量为原始数据中点云最少单帧的点云数量 50.16% 。在此基础上, 可行路径规划选取稀疏度低至点云数量的 1.82% 。

(2) 在非结构化环境中, PFD 算法可规划出完整连续可行路径, 且性能优于传统势场法及 RRT*算法。“动态势场”使得 PFD 算法对环境结构有很好的适应性, 很好地克服了传统势场法出现锯齿状路线及容易陷入局部极小值“陷阱”的问题。同时, 相较于 RRT*算法, PFD 算法在参数相同的条件下, 规划路径唯一。PFD 算法单步运行时间为 RRT*对应步运行时间的 $0.71\% \sim 51.51\%$, 迭代步数则为 RRT*的 16.21% , 且 PFD 算法规划路径平顺性更好。

(3) 车辆尺寸参数的选取影响 PFD 规划的实际应用效果。尺寸过大, PFD 算法无法规划出完整连续可行路径, 取消尺寸后, 规划路径直接穿过障碍物到达目标位置。

参 考 文 献

- [1] 姜岩, 王琦, 龚建伟, 等. 无人驾驶车辆局部路径规划的时间一致性与鲁棒性研究[J]. 自动化学报, 2015, 41(3): 518-527.
JIANG Yan, WANG Qi, GONG Jianwei, et al. Research on temporal consistency and robustness in local planning of intelligent vehicles[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(3): 518-527.
- [2] 江浩斌, 沈峥楠, 马世典, 等. 基于信息融合的自动泊车系统车位智能识别[J]. 机械工程学报, 2017, 53(22): 125-133.
JIANG Haobin, SHEN Zhengnan, MA Shidian, et al. Intelligent identification of automatic parking system

- based on information fusion[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(22): 125-133.
- [3] On-Road Automated Vehicle Standards Committee, Society of Automotive Engineers. SAE J3016 Taxonomy and definitions for terms related to on-road motor vehicle automated driving systems[S]. Warrendale: SAE International, 2016.
- [4] URMSON C, ANHALT J, BAGNELL D, et al. Autonomous driving in urban environments: boss and the urban challenge[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(8): 425-466.
- [5] 姜岩, 赵熙俊, 龚建伟, 等. 简单城市环境下地面无人驾驶系统的设计研究[J]. *机械工程学报*, 2012, 48(20): 103-112.
JIANG Yan, ZHAO Xijun, GONG Jianwei, et al. System design of self-driving in simplified urban environments[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(20): 103-112.
- [6] VON H F, HIMMELSBACH M, HECKER F, et al. Driving with tentacles: Integral structures for sensing and motion[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(9): 640-673.
- [7] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 1968, 4(2): 100-107.
- [8] FERGUSON D, STENTZ A. Using interpolation to improve path planning: The field D* algorithm[J]. *Journal of Field Robotics*, 2006, 23(2): 79-101.
- [9] LIKHACHEV M, FERGUSON D. Planning long dynamically feasible maneuvers for autonomous vehicles[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2009, 28(8): 933-945.
- [10] DOLGOV D, THRUN S, MONTEMERLO M, et al. Path planning for autonomous vehicles in unknown semi-structured environments[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2010, 29(5): 485-501.
- [11] LAVALLE S M. Rapidly-Exploring random trees: a new tool for path planning[J]. *Algorithmic & Computational Robotics New Directions*, 1998, 11(3): 293-308.
- [12] ELBANHAWI M, SIMIC M. Randomised kinodynamic motion planning for an autonomous vehicle in semi-structured agricultural areas[J]. *Biosystems Engineering*, 2014, 126(39): 30-44.
- [13] LEE J, KWON O, ZHANG L, et al. A selective retraction-based RRT planner for various environments[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2014, 30(4): 1002-1011.
- [14] MONTIEL O, OROZCO-ROSAS U, SEPÚLVEDA R. Path planning for mobile robots using bacterial potential field for avoiding static and dynamic obstacles[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(12): 5177-5191.
- [15] 王其东, 魏振亚, 陈无畏, 等. 基于参数时变人工势场的车道保持协调控制[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(18): 105-114.
WANG Qidong, WEI Zhenya, CHEN Wuwei, et al. Lane keeping coordination control based on parameter-varying artificial potential field[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(18): 105-114.
- [16] MALONE N, CHIANG H T, LESSER K, et al. Hybrid dynamic moving obstacle avoidance using a stochastic reachable set-based potential field[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017(99): 1-15.

作者简介: 刘梓林, 男, 1988 年出生, 博士研究生。主要研究方向为智能汽车自主导航、高精度定位及环境重构。

E-mail: zilinliu@foxmail.com

黎予生(通信作者), 男, 1960 年出生, 博士, 研究员, 博士研究生导师。主要研究方向为主动安全、智能车辆平台技术、智能车辆网联技术。

E-mail: liys@changan.com.cn

郑玲, 女, 1963 年出生, 博士, 教授, 重庆大学汽车系主任, 博士研究生导师。主要研究方向为智能汽车的环境感知、决策与动力学控制。

E-mail: zling@cqu.edu.cn