

文章编号 1004-924X(2024)16-2537-13

基于激光雷达点云地图的车辆定位与导航

马庆禄^{1*}, 白 锋², 张 杰¹, 邹 政³

(1. 重庆交通大学 交通运输学院, 重庆 400074;

2. 重庆交通大学 土木工程学院, 重庆 400074;

3. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804)

摘要:为解决自动驾驶系统中车辆自主定位与导航无法准确估计车身位姿及导航路径不够平滑等问题,提出一种基于先验激光雷达点云地图的定位与导航方法。利用点云分割技术分离出可行区域以及潜在的风险源,研究基于优化收敛流程的NDT(Normal Distribution Transform)点云配准定位方法,并对传统A*算法从动态权重设计和扩展领域优先搜索策略两方面进行改进,以适应自动驾驶的实时定位与导航需要。实验采用百度Apollo自动驾驶开发套件(D-KIT)进行多组对照实验,在体素降采样Leafsize参数为1(高采样)、1.2(中采样)与1.5(低采样)时,定位耗时分别降低了27.77%,38.75%和38.30%。选取四组符合实际驾驶需求情况进行导航实验,改进后导航路径最大曲率分别降低了80.9%,74.9%,65%,69.5%,导航过程路径曲率保持较低且稳定平滑,曲率数据符合车辆动力学。为车辆定位与高精度导航提供有效方法。

关键词:自动驾驶;点云配准;路径规划;点云处理;扩展邻域

中图分类号:TP242.6 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/OPE.20243216.2537

Vehicle localization and navigation method based on LiDAR point cloud map

MA Qinglu^{1*}, BAI Feng², ZHANG Jie¹, ZOU Zheng³

(1. School of Traffic & Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. School of Civil Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

3. The Key Laboratory of Road and Traffic Engineering, Ministry of Education,
Tongji University, Shanghai 201804, China)

* Corresponding author, E-mail: qlm@cqjtu.edu.cn

Abstract: In order to solve the problems of vehicle autonomous positioning and navigation in the auto drive system, such as the inability to accurately estimate the body posture and the unsmooth navigation path, a positioning and navigation method based on a priori laser radar point cloud map was proposed. Using point cloud segmentation technology to separate feasible areas and potential risk sources, this paper studies the NDT (Normal Distribution Transform) point cloud registration and localization method based on optimized convergence process. The traditional A* algorithm is improved from two aspects: dynamic weight design and domain first search strategy to meet the real-time positioning and navigation needs of au-

收稿日期:2024-03-18;修订日期:2024-05-31.

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 52072054);重庆市自然科学基金面上项目(No. CSTB2023NSCQ-MSX0551)

onomous driving. The experiment used Baidu Apollo Autonomous Driving Development Kit (D-KIT) for multiple control experiments. When the voxel downsampling Leafsize parameter was 1 (high sampling), 1.2 (medium sampling), and 1.5 (low sampling), the localization time was reduced by 27.77%, 38.75%, and 38.30%, respectively. Four sets of navigation experiments were selected that meet the actual driving needs. After improvement, the maximum curvature of the navigation path was reduced by 80.9%, 74.9%, 65%, and 69.5%, respectively. The curvature of the navigation path remained low and stable, and the curvature data was consistent with vehicle dynamics. Provide effective methods for vehicle positioning and high-precision navigation.

Key words: autonomous driving; point cloud alignment; path planning; point cloud processing; extended neighborhoods

1 引 言

高精度导航作为自动驾驶研究领域的重要组成部分,其核心是在规避障碍物的前提下为车辆寻找起讫点间最优路径。同步定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)能够实现构建高精度地图的同时估计自身位置,高精地图与复合地图等能有效提升高精定位与导航效果,李祎承等^[1]在视觉多层级地图基础上进行地图匹配和位姿计算实现快速高精度定位,提供了改进路径规划进行实时准确车辆定位与导航的思路。孙国祥等^[2]在所建地图基础上采用扩展卡尔曼滤波器算法等实现定位,应用A*算法等实现快速准确的自主导航,进一步提供理论支撑。牛国臣等^[3]指出地图构建是无人驾驶的重要前提,可为无人车避障和路径规划提供环境信息。因此在SLAM构建点云地图上进行定位与路径规划可有效提升导航效果。

定位是导航重要的先置环节,NDT定位为研究热点之一,Chiang Kaiwei等^[4]在基于LiDAR的同时定位和绘图(SLAM)的定位与导航方法中用NDT来处理点云匹配。Gu Jian等^[5]提出基于高精度地图NDT重定位方法,实现自动驾驶车辆点云的快速准确定位和映射。NDT定位可为进一步高精导航提供重要的车辆当前位置信息。在先验地图与高精定位的基础上,进一步通过优化路径规划算法提升导航效果。Fransen Karlijn等^[6]提出转弯成本概念,根据最低成本路径来改进A*算法,实现更少迭代。Lai Rongshen

等^[7]将改进的A*算法与分段二阶贝塞尔曲线相结合,减少了路径曲率和长度。Farid Ghulam等^[8]实现修正的基于启发式的A*算法,将完整的运动规划分为最短路径搜索问题和平滑轨迹生成。任秉韬等^[9]设计可变半径Reeds-Shepp曲线,提出结合混合A*和该曲线的路径规划方法,基于分段贝塞尔曲线和梯度下降进行优化。沈克宇等^[10]提出自适应场景地图的改进A*算法,量化地图场景信息和障碍物分布情况,加入转弯惩罚函数。与此相似,张辉等^[11]应用地图预览模块提取栅格地图关键节点,引入基于安全距离的碰撞场模型改进代价函数。郭烈等^[12]在优化中提高障碍物邻接栅格点的代价,增大规划路径与障碍物之间的距离来平滑路径。胡士强等^[13]从A*算法的代价评估函数与邻节点搜索策略出发,采用向量叉积与尺度平衡因子相结合的方法,融合JPS(Jump Point Search)策略优化。另一方面,将A*算法与动态窗口进行融合改进也能更好满足全局最优实时规划。潘富强等^[14]加入全局路径代价函数,使融合算法同时满足全局路径最优和动态避障。赵倩楠等^[15]利用改进A*算法非均匀分配初始信息素,给出算法自定义移动步长和搜索方式,引入动态避障方法。支琛博等^[16]提出融合JPS与安全权重方阵的改进A*算法对移动机器人的路径进行优化。同样是融合JPS,龚鹏等^[17]选择对障碍物膨胀以及利用Floyd算法对规划出的路径进行平滑处理的方法。但改进方法仍较为单一,为进一步优化,齐款款等^[18]提出改进A*算法和改进DWA(Dynamic Window

Approach)相结合,扩大路径搜索视野以减少节点访问量和转角度数。

综上,在高精点云地图上的定位与导航环节在自动驾驶方向的研究中占据重要地位,高精定位与导航在定位实时性、降低路径曲折、减小误差累积以及障碍物距离处理等方面仍存在研究需要。故在高精点云地图的基础上,针对定位和导航环节通过缩短定位耗时、提高定位精度并改进A*算法来实现基于点云地图的定位与导航,在改善定位与导航效果方面具备研究价值与可行性。

2 基于先验点云地图的预处理与定位

SLAM生成的地图不能直接用于实际的导航,基于SLAM建图进行预处理作为先验点云地图:分割道路点云以分离障碍物与可行区域,通过分割标注将点云地图内的不同点云信息分离。初步的预处理首先采用直通滤波去除地面点云,其公式如式(1):

$$\begin{cases} F(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} (|X(\omega)| \cdot |H(\omega)| \cdot e^{j\omega t}) d\omega + N(t), \\ e^{j\omega t} = e^{j(\phi_x(\omega) + \phi_H(\omega) - \omega\tau + \omega t)} \end{cases} \quad (1)$$

其中: $F(t)$ 为输出信号, X 为输入信号频率, H 为滤波器频率响应, ω 为角频率, t 为时间, τ 为时延迟, ϕ 为相位响应, j 为虚数单位, $N(t)$ 为噪声信号。在去除地面点云之后采用体素滤波用于降采样,减少数据中的高频噪声,其公式如式(2):

$$I_s = \frac{1}{\eta^3} \sum_{i=-\frac{\eta-1}{2}}^{\frac{\eta-1}{2}} \sum_{j=-\frac{\eta-1}{2}}^{\frac{\eta-1}{2}} \sum_{k=-\frac{\eta-1}{2}}^{\frac{\eta-1}{2}} I(x+i, y+j, z+k), \quad (2)$$

其中: $I(x, y, z)$ 表示输入图像像素值, (x, y, z) 为三维空间坐标, $I_s(x, y, z)$ 为滤波后的输出像素值, η 为滤波器大小, i, j, k 为位置偏移量。点云地图经预处理转化为支持导航的含静态层、障碍层和膨胀层的代价地图。在激光雷达与IMU融合的系统内,IMU可辅助激光雷达进行点云运动畸

变补偿,得到点云运动畸变补偿后的点云信息:

$$\begin{cases} T_{wc} = [R_{wc} \ t_{wc} \ 0 \ 1] \\ T_{lc} = [R_{lc} \ t_{lc} \ 0 \ 1], \\ T_{wl} = T_{wc} T_{lc} T_{lw} \end{cases} \quad (3)$$

其中: T_{wc} 为车辆在世界坐标系运动状态, T_{lc} 和 T_{lw} 分别为激光雷达在车体坐标系和世界坐标系下的运动状态。 R_{wc} 和 t_{wc} 分别表示车辆在世界坐标系下的旋转矩阵和平移向量, R_{lc} 和 t_{lc} 分别表示激光雷达在车体坐标系下的旋转矩阵和平移向量。 T_{wl} 表示激光雷达与车辆相对运动状态。代入点云运动畸变补偿: $[x' \ y' \ z' \ 1] = (T_{lc} T_{lw} T_{lc}^{-1} T_{wc}^{-1}) [x \ y \ z \ 1]$,其中 $T_{cl} = T_{lc}^{-1}$,表示激光雷达在车体坐标系下的运动状态的逆矩阵。优化NDT配准算法完成定位,将大量离散点数据集表示为概率密度函数^[19]。将点云空间分为若干相同立方体,设 X 为点云集合, n 为点云个数,则立方体内点均值 $q = 1/n \cdot \sum_i X_i$,协方差矩阵 $\Sigma = 1/n \cdot \sum_i (X_i - q)(X_i - q)^T$ 。依不同位置点云数据来获取坐标变换情况。首先计算第一帧激光雷达扫描点云集的NDT初始化坐标变换参数 $p = (t_x, t_y, \phi)^T$ 。其次将第二帧激光扫描点云集依坐标变换参数映射到第一帧坐标系中的映射后点云集合 $X'_i = T(X_i, p)$ 。去评估坐标的变换参数,进一步进行NDT配准得分 $s(p)$,即将每个点的概率密度 $p(X'_i)$ 相加:

$$\begin{cases} p(X'_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi|\Sigma|}} \exp - (X'_i - q_i)^T \sum_i^{-1} (X'_i - q_i) / 2 \\ s(p) = \sum_i \exp - (X'_i - q_i)^T \sum_i^{-1} (X'_i - q_i) / 2 \end{cases} \quad (4)$$

优化上式所得 $s(p)$,计算 s 梯度方向:

$$\begin{aligned} \frac{\partial s}{\partial p_i} &= \frac{\partial s}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial p_i} = -q^T \sum_i^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i} \cdot s = \\ &= q^T \sum_i^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i} \exp \left(\frac{-q^T \sum_i^{-1} q}{2} \right), \end{aligned} \quad (5)$$

其中: s 表示格子的值,由以上梯度计算结果,得到Hessian矩阵:

$$\begin{aligned}
H_{ij} &= \frac{\partial^2 s}{\partial p_i \partial p_j} = \partial \left(\frac{\partial s}{\partial p_i} \right) / \partial p_j = \partial \left(q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i} \exp \left(\frac{-q^T \Sigma^{-1} q}{2} \right) \right) / \partial p_j = \\
&= \partial \left(q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i} \right) / \partial p_j \exp \left(\frac{-q^T \Sigma^{-1} q}{2} \right) + \left(q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i} \right) \left(\partial \exp \left(\frac{-q^T \Sigma^{-1} q}{2} \right) / \partial p_j \right) = \\
&= \exp \left(\frac{-q^T \Sigma^{-1} q}{2} \right) \left[\left(q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i} \right) \left(q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_j} \right) - \left(\frac{\partial q^T}{\partial p_j} \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i} \right) - \left(q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial^2 q}{\partial p_i \partial p_j} \right) \right].
\end{aligned} \quad (6)$$

最后跳转到第二帧激光扫描点,依坐标转换参数映射到第一帧坐标系中继续执行至满足收敛条件。NDT算法目标函数优化主要基于输入点云和目标点云概率分布的相似性,其计算复杂度与点云地图的准确程度、进行定位时激光雷达实时输入点云的密度、初始姿态估计的偏差正相关,含多个局部最优解,故利用激光雷达与IMU耦合来提供初始姿态作为初始定位信息,使算法找到全局最优解^[20],IMU提供初始朝向姿态信息作为初始姿态估计^[21],其值为 $\hat{\omega}_t = \omega_t + b_t^w + n_t^w$, $\hat{a}_t = R_t^{BW}(a_t - g) + b_t^a + n_t^a$,其中 $\hat{\omega}_t$ 和 $\hat{a}_t$ 是IMU在 t 时刻的原始测量值, $\hat{\omega}_t$ 和 $\hat{a}_t$ 会受到缓慢的零飘 b_t^a 和白噪声 n_t 的影响。 R_t^{BW} 是世界坐标

系到机体坐标系的旋转矩阵。 g 为重力加速度,通过IMU的预积分提供当前系统状态的位姿运动估计,采用体素降采样滤波对实时激光雷达数据进行处理后再进行NDT定位,实现实时性要求下的高精度定位效果。NDT算法的核心是构建点云数据和点云地图的高斯分布模型,假设点云数据、地图的高斯分布模型分别为 $P_d(x, y, z)$, $P_m(x, y, z)$,则它们之间的匹配程度为互信息 $I(P_d, P_m)$,进一步可将 $I(P_d, P_m)$ 表示为 $H(P_d) + H(P_m) - H(P_d, P_m)$,其中 $H(P_d)$, $H(P_m)$ 分别为点云数据和点云地图的熵, $H(P_d, P_m)$ 表示它们的联合熵,整体见式(7):

$$\begin{aligned}
I(P_d, P_m) &= \iint \iint P_d(x, y, z) P_m(x, y, z) \log \frac{P_d(x, y, z)}{P_m(x, y, z)} dx dy dz = H(P_d) + H(P_m) - H(P_d, P_m) = \\
&= \frac{1}{2} \left[-(\log|C_d| + \log|C_m|) + \log|C_d + C_m| \right] - \left[(m_d - m_m)^T (C_d + C_m)^{-1} (m_d - m_m) \right] / 2,
\end{aligned} \quad (7)$$

其中: m_d 和 C_d 分别表示点云数据的均值和协方差矩阵, m_m 和 C_m 分别表示点云地图的均值和协方差矩阵,通过最大化 $I(P_d, P_m)$ 来确定无人车位置。对无人车位姿进行初值设定,然后将点云数据根据当前位姿进行变换,得到新的高斯分布模型,接着通过迭代调整无人车的位姿和高斯分布模型的参数,最大化 $I(P_d, P_m)$ 直到收敛为止得到最优解,完成对车辆的高精定位过程。

3 改进路径规划A*算法的导航

导航的优化方向主要为缩短路径距离、提升路径平滑度以更好地符合车辆运动以及合理规避障碍。传统A*算法属启发式搜索算法,在全局信息已知条件下搜索静态路网中的最短路径^[16],利用估价函数结合节点信息对路径搜索过程进行引导;从起始点通过估价函数引导找到代

价值最小点作为当前节点,遍历邻近节点;循环到目标节点^[19],见式(8):

$$\begin{cases} f(n) = g(n) + h(n) \\ h(n) = (g_x - n_x) + (g_y - n_y) \\ g(n) = g(p) + \sqrt{(g_x - n_x)^2 + (g_y - n_y)^2} \end{cases}, \quad (8)$$

其中: n 为当前节点, $g(n)$ 为起始到当前节点的实际代价; $h(n)$ 为启发函数, $f(n)$ 为起讫点的总代价估计。 s_x, s_y 为起始节点横、纵坐标; n_x, n_y 为当前节点横、纵坐标; g_x, g_y 为目标节点横、纵坐标。点云地图与优化NDT算法为改进A*算法的导航精度提升与降低曲率提供重要基础。

针对传统A*路径规划算法遍历节点多及路径曲折等问题,改进以启发函数的动态优化与扩展邻域优先级搜索^[22]为主线。传统A*算法只搜索4或8个邻域,扩展至16个邻域搜索寻径最优的概率更高,采取基于向量位置关系的扩展邻域策略,将搜索优先级分配给邻域。首先分析扩展

邻域带来的实时运算影响,一方面,单次迭代处理的节点数量增多,相应计算时间增多,导致总计算时间上升;另一方面,扩展邻域数量增加可以减少迭代次数,一定程度上对路径整体规划的实时性有所提升。以 15×15 的网格图路径规划为例,其数据影响如表 1 所示。

表 1 邻域数量对应运算情况

Tab. 1 Influence of neighborhood quantity on operations

邻域数量	迭代次数	迭代处理节点	总处理节点	总计算时间/s
4 邻域	200	4	800	0.8
8 邻域	150	8	1 200	1.2
16 邻域	120	16	1 920	1.92

在优化导航效果的前提下,通过上文定位用时减少来有效消除全过程导航实时性方面的影响。 A^* 寻径需要实时计算 $f(n)$ 的值以得到下一节点。当 $h(n)$ 相对越小时遍历节点增加,效率下降; $g(n)$ 相对越小时规划速度加快并侧重获得局部最优解。 $h(n)$ 常采用欧氏距离(D_1)、曼哈顿距离(D_2)和对角距离(D_3)。笛卡尔坐标系下的计算公式分别如式(9)所示:

$$\begin{cases} D_1 = \sqrt{(g_x - s_x)^2 + (g_y - s_y)^2} \\ D_2 = |g_x - s_x| + |g_y - s_y| \\ D_3 = 1.4 \times \min(|s_x - g_x| + |s_y - g_y|, \\ |s_x - g_x| + |s_y - g_y| - 2 \times \min(|s_x - g_x|, |s_y - g_y|)) \end{cases} \quad (9)$$

欧氏距离为两点的直线距离,选取欧氏距离作为 $h(n)$ 。传统 A^* 算法搜索以节点间的坐标变换与步长作为动态规划矩阵的主要组成,为寻求路径规划方向最优拟合,同时提高寻径速度,扩展领域并赋予搜索优先级,增强 $g(n)$ 的启发式。记 θ 为起始节点到目标节点的搜索向量与从起始节点到子节点的移动向量之间的夹角,同时设 $a = (a_x, a_y)$, $b = (b_x, b_y)$, 得到传统算法动态矩阵与向量夹角公式如式(10):

$$\begin{cases} M = [Dx, Dy, S(i)] \\ \cos \theta = (a \cdot b) / (|a| \cdot |b|) = \\ \frac{(a_x \cdot b_x + a_y \cdot b_y)}{\sqrt{(a_x)^2 + (a_y)^2} \cdot \sqrt{(b_x)^2 + (b_y)^2}}, \end{cases} \quad (10)$$

其中: (Dx, Dy) 是当前节点和相邻节点之间横坐标的变化, $S(i)$ 为步长。 $\cos \theta$ 函数为搜索邻域时步进移动距离 $S(i)$ 的权值,保证在寻径过程中优先选择适合搜索向量的邻域。为提升点云地图下的适应性,设计加权启发式函数 $h'(n)$, 引入障碍分布率 $\hat{P}$ 的自适应权函数 $W(\hat{P})$, 随搜索的进行点云地图场景中障碍物区域也会相应变化,根据 $\hat{P}$ 的变化调整 $h'(n)$ 搜索步长以维持算法平衡,见式(11):

$$h'(n) = W(\hat{P}) \cdot \sqrt{(g_1 - s_1)^2 + (g_2 - s_2)^2} \cdot K, \quad (11)$$

其中: K 为实际地图与模拟栅格地图的比值。 $\hat{P}$ 会影响 $h'(n)$ 进而影响路径规划结果。为保证 $W(\hat{P})$ 的实时适应性,实时地图和后方地图将随着搜索节点的变化而变化,得到最终 $\hat{P}$ 。全局地图、实时地图、后方地图中的障碍物数分别记为 O_1, O_2, O_3 , 障碍物分布率分别记为 p_1, p_2, p_3 。则障碍分布率 $\hat{P}$ 及三幅地图中障碍物分布率的计算公式如下:

$$\begin{cases} \hat{P} = \frac{A \times p_1 + B \times p_2 + C \times p_3}{3} \\ p_1 = \frac{O_1}{|s_x - g_x| \times |s_y - g_y| - 2} \\ p_2 = \frac{O_2}{|(n_x - a) - (n_x + b)| \cdot |(n_y - c) - (n_y + d)|} \\ p_3 = O_3 / (|(n_x - g_x)| \times |(n_y - g_y)| - 2) \end{cases}, \quad (12)$$

其中: a, b, c, d 为常数,表示当前节点到周围区域的距离。 A, B, C 为常系数,其比例关系表明了三个地图中障碍物的分布对路径规划的影响程度。适当增强实时地图系数 B 和后方地图系数 C 的影响,确定最终障碍分配率 $\hat{P}$ 。通过分析 $\hat{P}$ 与 $W(\hat{P})$ 成反比关系,得到总运动路径距离估计函数 $f(n)$, 并借此得到 $W(\hat{P})$ 的表达公式,如式

(13)所示:

$$\begin{cases} f(n) = \sum_{i=1}^n S(i) + h'(n) \\ h'(n) = \left(-\hat{P} \cdot (1 - \ln(\hat{P})) + 2 \right) \cdot h(n) \cdot K, (13) \\ W(\hat{P}) = -\hat{P} \times (1 - \ln(\hat{P})) + 2 \end{cases}$$

其中: $W(\hat{P})$ 即为满足算法实时性与搜索效率的自适应权重。为增强 $g'(n)$ 的启发式, 保证 $g'(n)$ 与 $h'(n)$ 相对平衡, $S(i)'$ 的值应适中, 过大不能应用于复杂的地图环境, 过小则优化效果不够明显。 N 值越小, $S(i)'$ 越大, 算法性能较传统的 A* 算法越弱。 N 值越大, $S(i)'$ 越小, 搜索速度越高。更新动态矩阵 M , 得到优化 M 与 $S(i)'$ 表达式如下:

$$\begin{cases} M = [Dx, Dy, S(i)'] \\ S(i)' = [(1 - \cos \theta) / N + 1] \times S(i) = \\ [(1 - \cos \theta) / N + 1] \times \sqrt{(dx)^2 + (dy)^2} \end{cases} \quad (14)$$

将公式(8)、公式(13)、公式(14)和 A* 的寻径原理拟合到优先级搜索 $f(n)$ 中, 如式(15)所示:

$$\begin{aligned} f(n) &= \sum_{i=1}^n S(i)' + h'(n) = \\ & \sum_{i=1}^n [(1 - \cos \theta) / N + 1] \cdot \sqrt{(dx)^2 + (dy)^2} + \\ & W(\hat{P}) \cdot h(n) \cdot K = \\ & \sum_{i=1}^n [(1 - \cos \theta) / N + 1] \cdot \sqrt{(dx)^2 + (dy)^2} + \\ & \left(-\hat{P} \cdot (1 - \ln(\hat{P})) + 2 \right) \cdot h(n) \cdot K. \end{aligned} \quad (15)$$

式(15)所得 $f(n)$ 即为经过改进后的 A* 算法总代价估计。在后续实验进行改进验证。

4 基于先验地图的定位与导航实验

4.1 实验准备

实验平台为 Apollo D-KIT-lite 自动驾驶开发套件, 实验所用到的 APOLLO 自动驾驶平台硬件如图 1 所示, 包含车辆线控底盘、GPS-IMU 组合导航单元及工控机, 激光雷达为 32 线 Velodyne VLP-32 激光雷达, 具体参数见表 2。

表 2 激光雷达参数表

Tab. 2 Lidar parameters table

测量范围	范围精度	水平视场	垂直视场	频率	最大采集
200 m	± 3 cm	360°	$-25^\circ \sim 15^\circ$	5~20 Hz	120 万点/s

工控机采用 32 g 运行内存, 用于点云计算的图形处理器为英伟达 2 070 super, 处理器为 Intel E3, 操作系统为 Ubuntu16.04 系统, ROS 内核。实验场地选取重庆交通大学第一教学楼前区域, 实验过程未干涉正常交通, 符合实际行驶环境, 如图 2(a)。

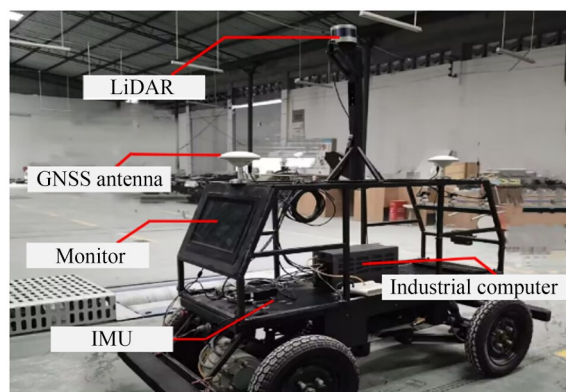


图 1 实验平台

Fig. 1 Experimental Platform

由 SLAM 生成的地图不能直接用于实际的导航, 在点云地图的基础上, 以自动驾驶需要为导向, 分割去除道路点云提取出自动驾驶的可行区域, 通过点云分割将点云地图内的不同点云信息分离, 地图处理过程如图 2 所示。

通过点云分割对影响导航的潜在风险源做出划分, 具体方法为首先通过滤波去除噪声点, 其次提取点云地图中各区域特征, 通过深度学习算法 PointNet 实现特征细化后的道路没变分割, 得到结果并通过不同颜色标注, 主要为黄色代表的建筑点云, 浅蓝色代表的其他车辆点云, 绿色代表的路侧树草点云。除此之外红色为需要滤除的道路点云, 蓝色为其余地面点云。其处理过程与结果图 2(b)~2(c) 所示。如点云分割对道路主要潜在风险源做出处理, 提高应对能力(彩图见期刊电子版)。

ROS 的代价地图通常采用网格形式。每个

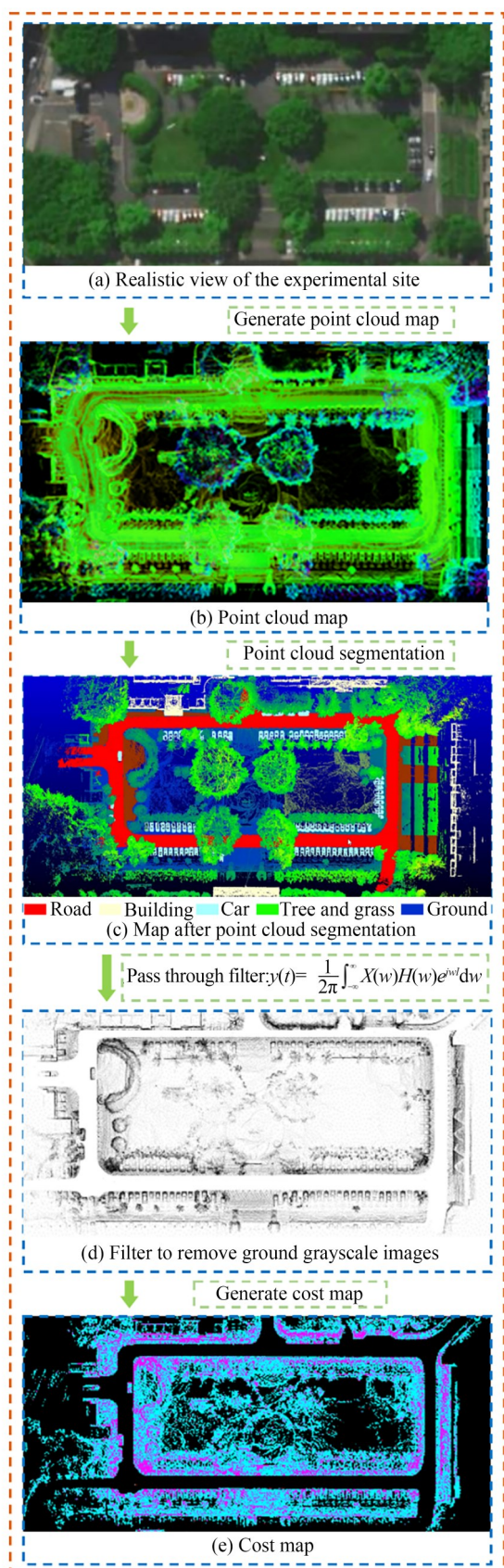


图 2 地图处理过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of map processing process

单元都可以分为三个状态:Occupied(有障碍)、Free(无障碍),Unknown Space(未知区域),通过直通滤波设置 z 轴分割阈值将路面与路沿以上点云分割,图 2(d)子图为原始 SLAM 点云地图通过直通滤波分割并通过 pcd2pgm 包转化的 pgm 格式灰度地图,图 2(e)子图中的紫色部分为代价地图中的障碍,蓝色部分为通过自动驾驶车辆外接圆半径计算的障碍物膨胀(彩图见期刊电子版)。

4.2 基于点云地图的 NDT 定位实验

首先进行先验地图定位,建图完成后自动驾驶车辆再一次处于已建点云地图中,通过优化 NDT 算法基于当前扫描的激光点云与已有的点云地图进行匹配,获得自身位置信息,如图 3 所示。

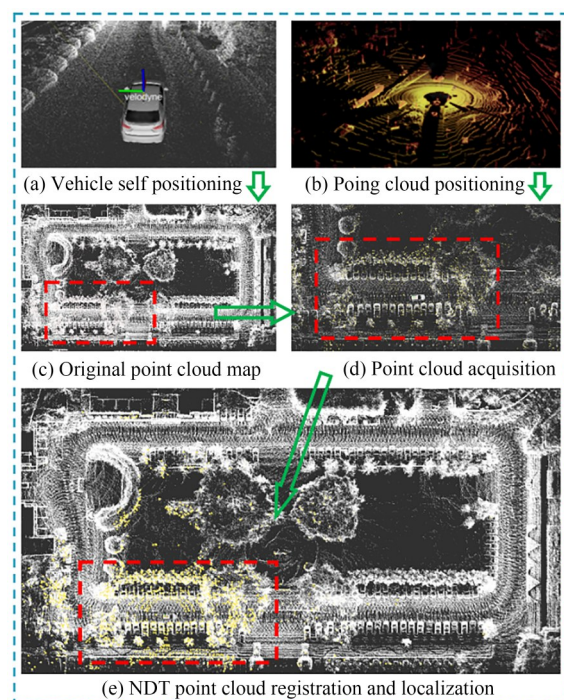


图 3 基于先验地图的定位

Fig. 3 Location based on prior maps

如图 3 所示,图 3(c)子图白色部分为点云地图,黄色部分为当前实时激光雷达点云,由图 3(d)子图局部点云配准,根据优化 NDT 点云配准算法得到无人车当前位姿信息(彩图见期刊电子版)。采用体素滤波降采样调整 Leafsize 参数使 NDT 算法定位精度及耗时得到相对平衡。实验严格控制变量,依据点云地图下车辆自身定位对应实时扫描的激光雷达点云的高、中、低采样调

整 Leafsize 参数^[23], 统一初始姿态(同一数据集输入), 实验过程调整 Leafsize 大小, 对比改进前后

方法在不同采样条件下的定位耗时与精度, 进行多次对比试验, 耗时与总运行耗时情况见图 4。

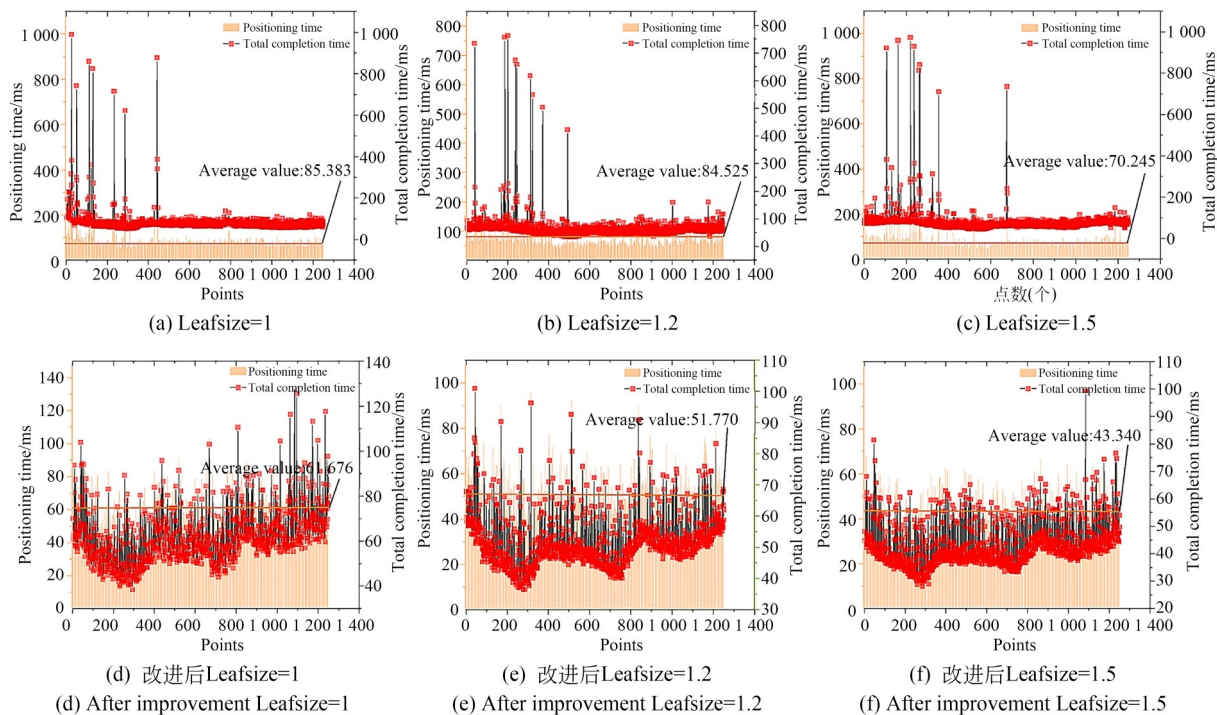


图 4 不同定位耗时与总运行耗时情况

Fig. 4 Different positioning time consumption and total operation time situation

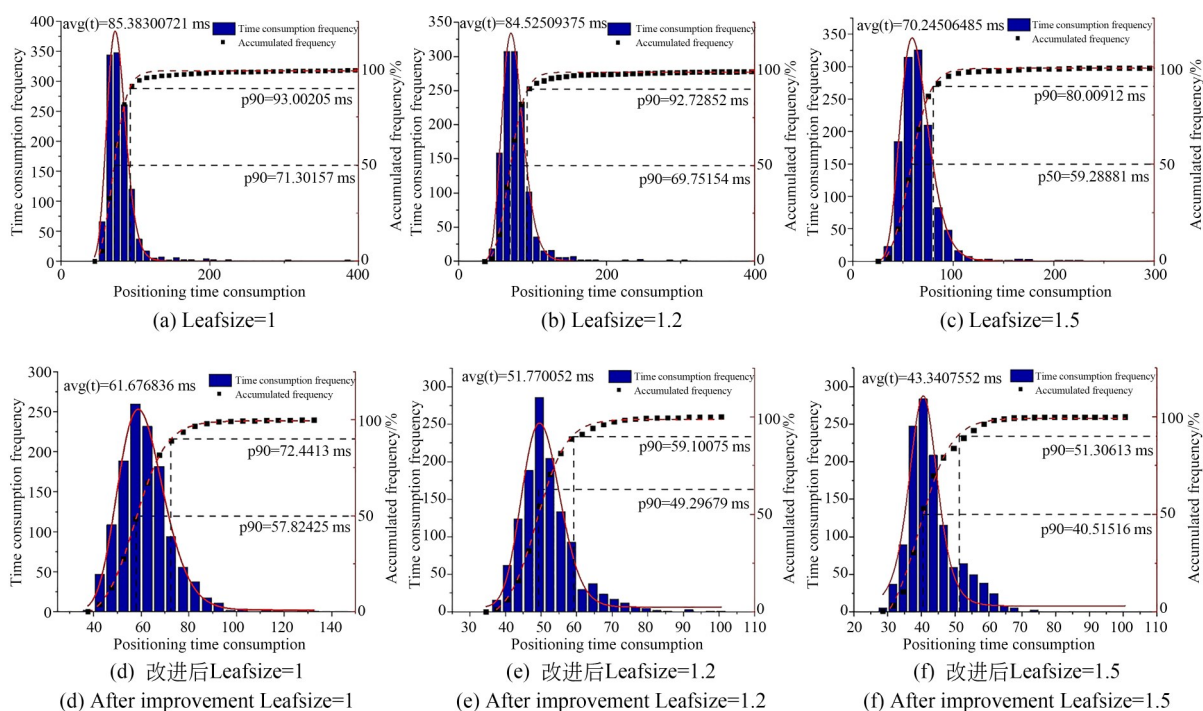


图 5 不同定位耗时频数分布情况

Fig. 5 Frequency distribution of different positioning time consumption

如图 4,当体素降采样 Leafsize 参数分别取 1,1.2 与 1.5 时(对应点云地图的高采样、中采样以及低采样),原 NDT 定位耗时平均值分别为 85.383 ms,84.525 ms 与 70.245 ms,基于点云地图的 NDT 定位耗时平均值分别为 61.676 ms,51.770 ms 与 43.340 ms,耗时分别降低了 27.77%,38.75% 和 38.30%。实验时由图 4(d)~4(f)子图可看出没有出现总完成时长高于定

位耗时的情况。算法耗时的频数与累计频率见图 5。

由图 5 得到算法的一个普遍耗时,如图 5(a)子图,定位平均耗时为 85.383 01 ms,90% 耗时处于 93.002 05 ms 以下,改进后的算法耗时频数分布较改进前耗时分布更均匀。对自动驾驶所需精度与稳定性,运行中 xyz 轴定位误差如图 6。

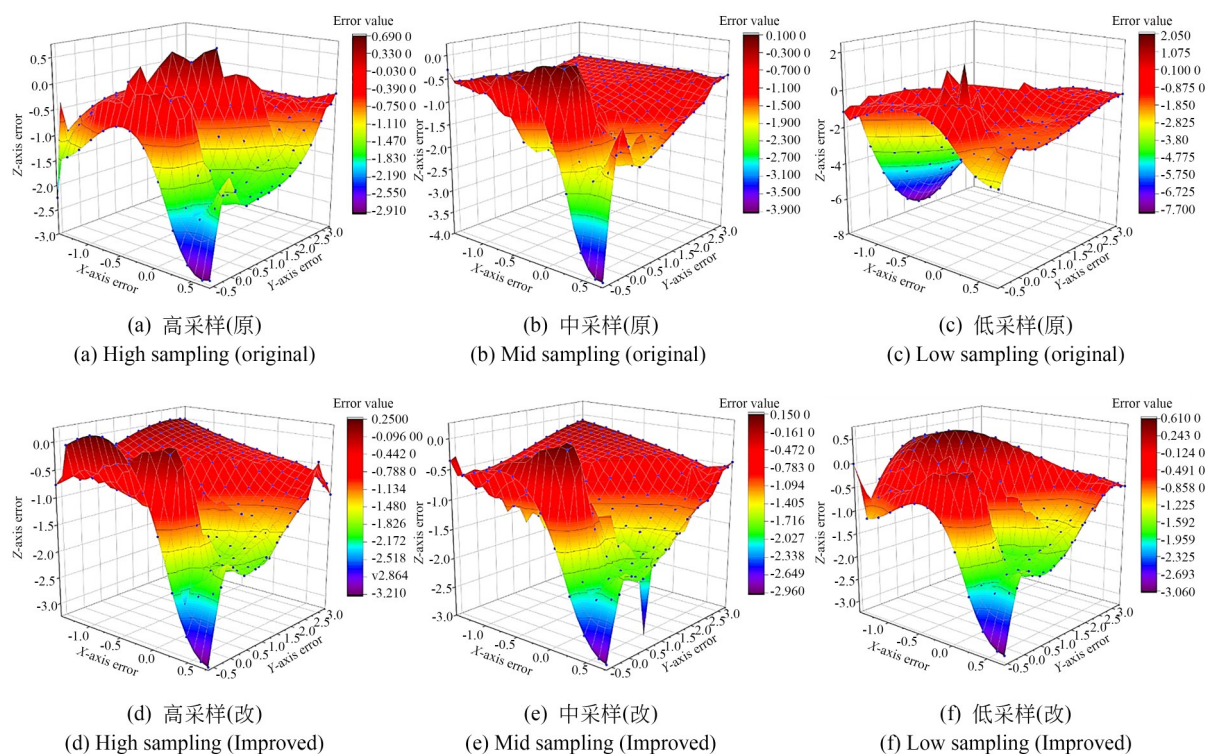


图 6 模型改进前后定位误差数据对比图

Fig. 6 Comparison of positioning error data before and after model improvement

通过图 6(a),6(d)子图,图 6(b),6(e)子图和 6(c),6(f)子图分别在不同采样条件下对比可以得出结论,改进后的点云地图在定位时将误差控制在了更小的范围内,改进前误差分布广而变化大,改进后误差分布集中,位姿定位中车体姿态偏航角、俯仰角及翻滚角数据见图 7。

激光雷达坐标系中: x 前指向为正, y 左指向为正, z 上指向为正,偏航角左转为正,车辆行动轨迹为直行-左转, xyz 轴向的偏转角度对应侧滚角、俯仰角以及航向角。由图 7(a)和 7(d)子图可以得到改进后地图下的 NDT 姿态估计将三个轴向的角度误差均控制在了更小的范围内的结论,

同时由图 7(b),(e)子图和(c),(f)子图进行对比,可以发现在其余两种采样条件下,改进后地图下的姿态估计都优于原算法地图下的姿态估计。

4.3 基于优化定位与代价地图的导航

如图 2 所示,获得用于导航的代价地图,在满足车辆的 footprint 不与紫色区域相交,车辆的中心不与蓝色部分相交的前提下,通过可行域绘制出改进前后导航路径,根据实际行驶需求设置路径 1 为有弯道的相邻出入口进出、路径 2 为进入园区并寻找停车位、路径 3 为经过弯道与路口的进出、路径 4 为直线路段的相邻出入

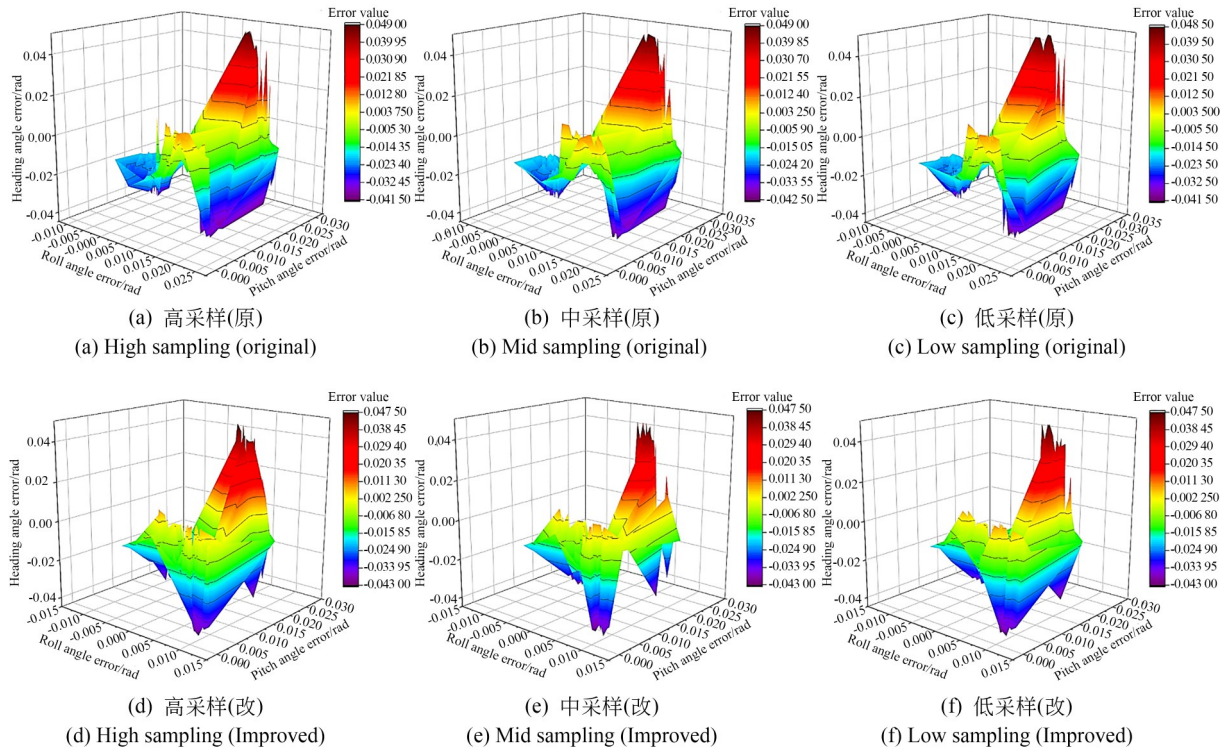


图7 车体姿态估算模型改进前后数据对比图

Fig. 7 Comparison of data before and after improvement of the vehicle attitude estimation model

口进出。通过优化 NDT 定位提供高精实时定位,再使用改进 A*算法基于激光雷达点云地图生成的代价地图进行导航。如图 8 所示,四条路径在改进前后的路径规划效果上,实际观测曲率直观上显著改善,路径曲率反映路径在空间中弯曲的程度。具体来说曲率反映了路径沿

不同方向的变化速率,即路径的弯曲程度。根据规划路径曲率模型得出路线各位置具体曲率值: $k = |y''| / (1 + y'^2)^{3/2}$, y 为导航路线的直角坐标系曲线。转弯与变道路径更加平滑,对路径规划过程中路径的曲率数据进行输出,如图 9 所示。

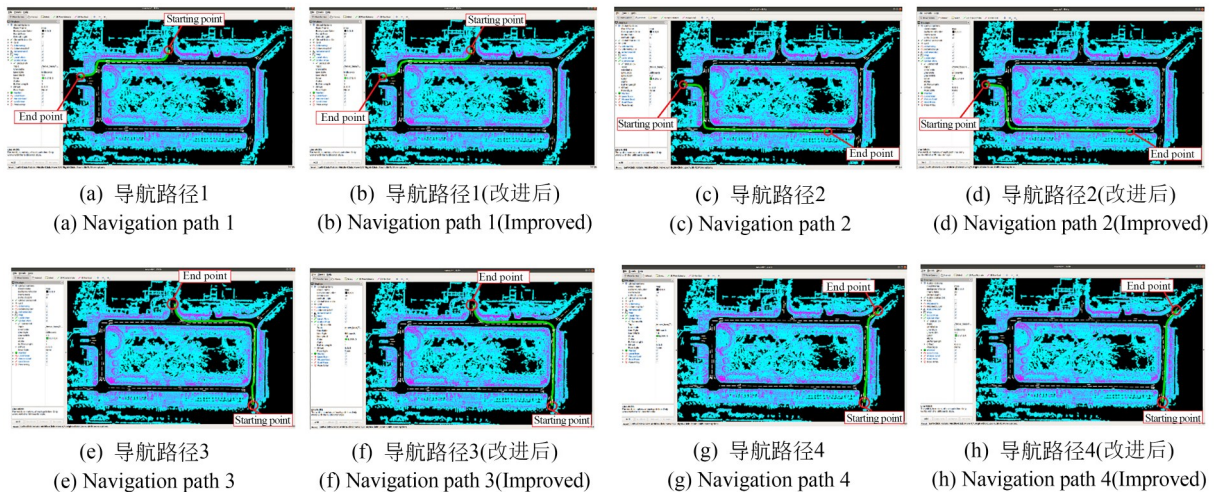


图8 全局路径规划及其效果对比

Fig. 8 Global path planning and its effectiveness comparison

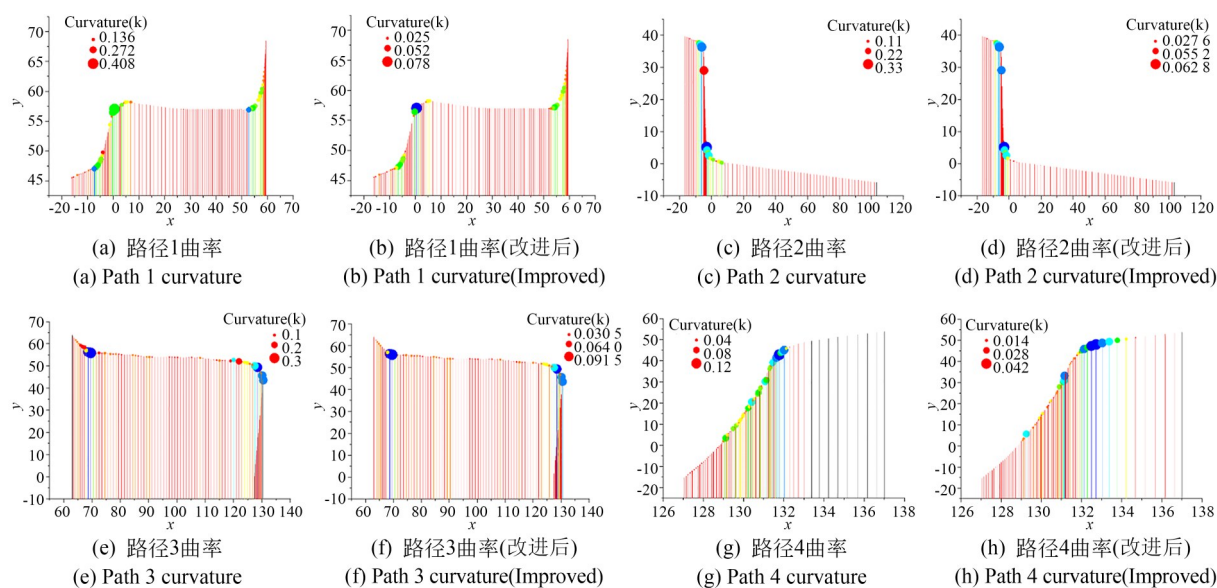


图9 规划路径曲率对比

Fig. 9 Comparison of planned path curvature

如图8与图9所示,图9为相对应图8中导航路径的曲率数据表示,其中 x, y 坐标分别代表机器人基坐标系下的运动轨迹,气泡代表该轨迹点的曲率,气泡大小代表导航路径中该点曲率数值的大小,以路径3为例,图8(e)表示具体规划路径,用于直观观测曲率,图9(e)为对应理论曲率值,起点和终点处气泡分布多,面积大,即曲率值较大,与图8(e)导航路径在起点和终点附近存在较大的转弯相对应,起点(右下角)和终点(上方)的弯曲路径产生较高的曲率。四个路径改进前后曲率变化如表3所示:

表3 导航路径曲率

Tab. 3 Navigation path curvature		(m ⁻¹)			
项目		路径1	路径2	路径3	路径4
最大曲率	改进前	0.408	0.330	0.300	0.120
	改进后	0.078	0.083	0.092	0.042
最小曲率	改进前	0.136	0.110	0.100	0.040
	改进后	0.026	0.028	0.031	0.014

改进后导航路径最大曲率分别降低了80.9%, 74.9%, 65%, 69.5%, 转弯处曲率满足 $k \leq 1/R_{\min}$, R 为转弯半径,在园区限速条件下,曲率满足 $a_{\max} \leq v^2 k$, a 为侧向加速度, v 为车辆速度。因此规划路线符合车辆运动学要求。在转

弯部分导航规划的路径曲率维持在较低范围,没有急转弯存在,整个导航过程符合实际驾驶需求,路径曲率更为稳定平滑,导航效果得到有效提升。

5 结 论

为提高自动驾驶车辆自身位姿估计精度与提高导航精度,提出一种在点云地图的基础上进行无人车的定位与导航方法,为车辆定位与高精度导航提供了新的方法。

(1)提出了一种基于优化收敛流程的点云地图 NDT 配准定位方法,运用激光雷达与 IMU 融合来补偿点云运动畸变以及完成位姿初始化。在点云地图下的车辆自身定位在高、中、低体素降采样参数下耗时分别降低了27.77%, 38.75%和38.30%,基于点云地图的定位对缩短定位耗时和提高导航速度有显著作用。

(2)提出了在点云地图下基于动态权重设计与扩展领域搜索优先级的改进A*导航算法,改进后最大曲率分别降低了80.9%, 74.9%, 65%, 69.5%, 导航规划的路径曲率维持在较低范围内,整个导航过程路径曲率稳定平滑。所提出的基于点云地图的定位与导航方法有较好效果。

参考文献:

- [1] LI Y C, YANG D X, GAO X, *et al.* Location and path planning in underground parking lot for intelligent vehicles[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31(5): 757-766. (in Chinese)
- [2] SUN G X, HUANG Y F, WANG X C, *et al.* Autonomous navigation system in a greenhouse using LIO-SAM mapping and laser vision fusion localization[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(3): 227-239. (in Chinese)
- [3] 牛国臣, 冯宁, 王瑜. 基于图优化的室外无人车多层地图构建[J]. *汽车工程*, 2022, 44(2): 199-207.
NIU G C, FENG N, WANG Y. Multi-layer map construction for outdoor unmanned vehicles based on graph optimization [J]. *Automotive Engineering*, 2022, 44(2): 199-207. (in Chinese)
- [4] CHIANG K, CHIU Y, SRINARA S, *et al.* Performance of LiDAR-SLAM-based PNT with initial poses based on NDT scan matching algorithm [J]. *Satellite Navigation*, 2023, 4(1): 3.
- [5] GU J, LAN Y B, KONG F X, *et al.* A method of setting the LiDAR field of view in NDT relocation based on ROI[J]. *Sensors*, 2023, 23(2): 843.
- [6] FRANSEN K, VAN EEKELEN J. Efficient path planning for automated guided vehicles using A* (Astar) algorithm incorporating turning costs in search heuristic[J]. *International Journal of Production Research*, 2023, 61(3): 707-725.
- [7] LAI R S, WU Z Y, LIU X G, *et al.* Fusion algorithm of the improved A* algorithm and segmented Bézier curves for the path planning of mobile robots [J]. *Sustainability*, 2023, 15(3): 2483.
- [8] FARID G, COCUZZA S, YOUNAS T, *et al.* Modified A-star (A*) approach to plan the motion of a quadrotor UAV in three-dimensional obstacle-cluttered environment[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(12): 5791.
- [9] 任秉韬, 王浙浙, 邓伟文, 等. 基于混合A*和可变半径RS曲线的自动泊车路径优化方法[J]. *中国公路学报*, 2022, 35(7): 317-327.
REN B T, WANG X X, DENG W W, *et al.* Path optimization algorithm for automatic parking based on hybrid A* and reeds-shepp curve with variable radius[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2022, 35(7): 317-327. (in Chinese)
- [10] 沈克宇, 游志宇, 刘永鑫, 等. 基于改进A*算法的移动机器人路径规划[J]. *计算机应用研究*, 2023, 40(1): 75-79.
SHEN K Y, YOU Z Y, LIU Y X, *et al.* Mobile robot planning based on improved A* algorithm[J]. *Application Research of Computers*, 2023, 40(1): 75-79. (in Chinese)
- [11] 张辉, 张瑞亮, 许小庆, 等. 基于关键节点的改进A*无人车路径规划算法[J]. *汽车技术*, 2023(3): 10-18.
ZHANG H, ZHANG R L, XU X Q, *et al.* Key nodes-based improved A* algorithm for path planning of unmanned vehicle[J]. *Automobile Technology*, 2023(3): 10-18. (in Chinese)
- [12] 郭烈, 齐国栋, 赵一兵, 等. 融合A*与TEB算法的机器人多任务导航调度研究[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2023, 51(2): 82-88.
GUO L, QI G D, ZHAO Y B, *et al.* Research on multi-task navigation and scheduling for robots by fusing A* and TEB algorithms[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2023, 51(2): 82-88. (in Chinese)
- [13] 胡士强, 武美萍, 施健, 等. 融合向量叉积与跳点搜索策略的改进A*算法研究[J]. *机械科学与技术*, 2024, 43(7): 1266-1276.
HU SH Q, WU M P, SHI J, *et al.* Research on improved A* algorithm integrating vector cross-product and jump point search strategy [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2024, 43(7): 1266-1276. (in Chinese)
- [14] 潘富强, 曾成, 马国红, 等. 一种融合改进A*算法与改进动态窗口法的AGV路径规划[J]. *传感技术学报*, 2023, 36(1): 68-77.
PAN F Q, ZENG C, MA G H, *et al.* A novel AGV path planning algorithm based on improved A* algorithm and improved dynamic window approach[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2023, 36(1): 68-77. (in Chinese)
- [15] 赵倩楠, 黄宜庆. 融合A*蚁群和动态窗口法的机器人路径规划[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(2): 28-38.
ZHAO Q N, HUANG Y Q. Robot path planning based on A* ant colony and dynamic window algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(2): 28-38. (in Chinese)

- [16] 支琛博,张爱军,杜新阳,等.改进A*算法的移动机器人全局路径规划研究[J].计算机仿真,2023,40(2):486-491.
ZHI C B, ZHANG A J, DU X Y, *et al.* Research on global path planning of mobile robot based on improved A * Algorithm Research on improved A * algorithm based on real-time and security[J]. *Computer Simulation*, 2023, 40(2): 486-491. (in Chinese)
- [17] 龚鹏,李文博,马庆升,等.基于改进A*算法的无人车路径规划研究[J].组合机床与自动化加工技术,2023(3):17-20,24.
GONG P, LI W B, MA Q S, *et al.* Research on unmanned vehicle path planning based on improved A* Algorithm[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2023(3): 17-20, 24. (in Chinese)
- [18] 齐款款,李二超,毛玉燕.改进A*算法融合自适应DWA的移动机器人动态路径规划[J].数据采集与处理,2023,38(2):451-467.
QI K K, LI E C, MAO Y Y. Dynamic path planning of mobile robot based on improved A*Algorithm and adaptive DWA[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2023, 38(2): 451-467. (in Chinese)
- [19] 崔文,薛棋文,李庆玲,等.基于三维点云地图和ESKF的无人车融合定位方法[J].工矿自动化,2022,48(9):116-122.
CUI W, XUE Q W, LI Q L, *et al.* Unmanned vehicle fusion positioning method based on 3D point cloud map and ESKF[J]. *Industry and Mine Automation*, 2022, 48(9): 116-122. (in Chinese)
- [20] 漆昱涛.基于点云尺度不变特征的NDT算法初始定位研究与改进[D].兰州:兰州大学,2020.
QI Y T. *Research and Improvement on Initial location of NDT Algorithm Based on Scale Invariant Feature of Point Cloud* [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2020. (in Chinese)
- [21] 魏文辉,赵祥模,葛振振.考虑动力学模型系统误差补偿的智能车GNSS/IMU组合定位算法[J].中国公路学报,2022,35(9):185-194.
WEI W H, ZHAO X M, GE Z Z. An algorithm considering kinematic model systematic error compensation for intelligent vehicle GNSS/IMU integrated positioning[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2022, 35(9): 185-194. (in Chinese)
- [22] YOU Z Y, SHEN K Y, HUANG T, *et al.* Application of A* algorithm based on extended neighborhood priority search in multi-scenario maps[J]. *Electronics*, 2023, 12(4): 1004.
- [23] HE X, PAN S G, GAO W, *et al.* LiDAR-inertial-GNSS fusion positioning system in urban environment: local accurate registration and global drift-free[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(9): 2104.

作者简介:



马庆禄(1980—),男,陕西渭南人,教授,博士生导师,2012年于重庆大学硕博连读获得博士学位,现为重庆交通大学交通运输学院智能交通系主任,从事激光雷达及自动驾驶、智能交通与安全等领域研究。E-mail address: qm@cqjtu.edu.cn