

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209050

面向大型室内场景的无人机三维激光 雷达解耦 SLAM 方法^{*}

付林¹ 郑佳楠² 何洪磊¹ 向林浩³ 吕品¹ 赖际舟¹

(1.南京航空航天大学 南京 211106; 2.北京数码易知科技发展有限公司 北京 100007; 3.中国船级社 北京 100007)

摘要: 大型室内场景通常在高程方向结构较为相似,导致激光雷达扫描点云在高程方向特征退化,传统激光雷达 SLAM 的无人机定位方法易发生高程特征误匹配。针对于此,提出了一种基于惯性/高度传感器信息辅助的机载三维激光雷达解耦 SLAM 算法:将高度传感器、惯性姿态引入点云初始化过程,提高初始位姿匹配精度;将基于多元正态分布的点云配准算法在水平、高度通道解耦,约束点云配准方向,提高高程退化环境下的定位精度;同时使得传统 SLAM 六维位姿解算降为三维,降低了计算量。通过 Gazebo 构建船舱仿真场景,对提出的方法进行验证,结果表明本文方法可以提高在高程特征退化下的激光雷达 SLAM 定位精度,比传统算法提升 40% 以上,并有效提高了计算效率。

关键词: 激光雷达;同步定位与地图构建;特征稀疏;特征退化;无人机

中图分类号: V249.32 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.80

Decoupling SLAM method based on UAV 3D lidar for large indoor scenes

Fu Lin¹ Zheng Jianan² He Honglei¹ Xiang Linhao³ Lyu Pin¹ Lai Jizhou¹

(1. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Beijing Digital Easy Technology Development Co., Ltd., Beijing 100007, China;

3. China Classification Society, Beijing 100007, China)

Abstract: Large indoor scenes usually have similar structures in the elevation direction, which leads to the degradation of the features of lidar scanning point clouds in the elevation direction, and the traditional lidar SLAM is prone to the mismatch of elevation features. In view of this, a decoupling SLAM algorithm for airborne 3D lidar based on inertial/altitude sensor information assistance is proposed: Altitude sensor and inertial attitude are introduced into the point cloud initialization process to improve the initial pose matching accuracy. Decouple the point cloud registration algorithm based on multivariate normal distribution in horizontal and height channels, restrict the direction of point cloud registration, and improve the positioning accuracy in the environment of elevation degradation. At the same time, the traditional SLAM six-dimensional pose solution is reduced to three-dimensional, which reduces the amount of calculation. The cabin simulation scene is built by Gazebo, and the proposed method is verified. The results show that the proposed method can improve the positioning accuracy of lidar SLAM under the degradation of elevation features, which is more than 40% higher than the traditional algorithm, and effectively improves the calculation efficiency.

Keywords: laser radar; SLAM; characteristics of sparse; characteristic degradation; unmanned aerial vehicle (UAV)

0 引言

近年来,小型无人机凭借其成本低、灵活性高等特点,在巡检、探测、搜救等诸多领域有着广泛的应用。随着无人机相关技术的发展,其应用逐步由电力巡检、农林植保等室外场景拓展至大型船舱、电厂锅炉、核电站和地下管廊等室内场景。

由于室内没有卫星信号,其需要采用激光雷达等主动式传感器进行定位^[1]。近年来,三维激光雷达同步定位与构图(simultaneous localization and mapping, SLAM)在无人车中得到了广泛应用^[2-3]。激光雷达 SLAM 通过寻找两帧点云之间的相对位姿关系的方式来确定机体位姿,周围场景特征显著性会对定位精度产生直接影响。区别于无人

收稿日期:2022-02-21

^{*} 基金项目:科技部“国家重点研发计划科技助力经济 2020 重点专项”——“5G+工业互联网”船舶远程检验示范应用(国科发资[2020]79 号)项目资助

车的二维运动,无人机会在三维场景中飞行,其对定位技术也提出了更高的挑战。尤其在大型室内场景中,其四周通常由垂直墙体组成,在高度方向上结构特征不明显,属于特征退化环境。

特征退化环境下的激光雷达SLAM算法是目前的研究热点,通常需要引入其他传感器进行信息辅助^[4-7]。基于激光雷达的组合导航方案可分为松组合算法与紧组合算法^[8-10]。松组合算法在激光雷达等传感器分别进行导航解算的基础上,将各自的导航解算结果进行融合。文献[11]基于激光雷达/视觉融合的SLAM架构,采用激光与视觉分别运动估计的定位方法,使其在特征稀疏环境以及光线昏暗环境下实现传感器优势互补。文献[12]将二维激光雷达/视觉融合方案在工程应用中实现,通过广义圆柱模型辅助,解决了在特征稀疏的压力管道中无人机的自主定位及构图问题。

但在松组合算法中,各传感器相对独立,虽然最终的导航结果能实现传感器优势互补,但各传感器之间位姿信息融合度低,并不能实际提高激光雷达的独立导航解算精度。相比于松组合算法,紧组合算法利用传感器信息的冗余实现对激光雷达原始点云数据的修正,可以有效提高激光雷达的导航性能。文献[13-14]采用惯性/激光雷达紧组合SLAM架构,通过惯性预积分为SLAM解算提供较好初始位姿,在一定程度上提高了特征稀疏环境下定位精度。

基于特征匹配的迭代最近点算法^[15](iterative closest point, ICP)和基于概率统计的多元正态分布变换算法^[16-17](normal distributions transform, NDT)是当前应用较广的点云配准框架,文献[18]对这两种算法进行对比,在特征稀疏环境下,NDT算法在鲁棒性、计算效率方面更有优势。文献[19]将解耦思想应用于视觉惯性里程计中,将六自由度位姿估计的ICP算法降为四维,提高了计算效率与动态鲁棒性。

目前已有文献针对机器人在走廊、管道等纵向特征退化环境下的自主定位问题展开相关研究,但面对大型室内场景的高程特征退化问题,目前尚无有效方案进行解决。

针对于此,本文在传统基于NDT算法的SLAM框架上^[20],提出一种基于惯性/高度传感器^[21]信息辅助的三维激光雷达紧组合方案。首先通过高度补偿为三维激光雷达点云配准提供较好的初始位姿。同时,改进了传统点云配准算法策略,利用惯性、高度传感器的信息辅助实现了激光雷达三维点云的二维配准,限制位姿解算方向,从而抑制特征稀疏环境下两帧点云过匹配带来的高度误差以及水平位置耦合误差。最终,解决点云过匹配问题,并提高高程退化环境下激光雷达SLAM的定位精度与计算效率。

1 无人机三维激光雷达解耦SLAM改进算法架构设计

传统激光雷达定位方法框架如图1所示,该方法在

SLAM框架下采用NDT算法,对滤波后的点云进行位姿解算,从而得到当前机体的位姿信息。该方法虽然在特征稀疏环境下,对纵向特征退化状况有较好的鲁棒性和定位精度,但是其以获取两帧点云的最优匹配结果为目标,在高程退化场景下可能会产生点云过匹配,从而导致高程解算误差,并且会带来位置耦合误差。除此之外,传统松组合方法并没有对初始点云进行补偿,在特征退化环境中易出现初始位姿信息不足的问题。

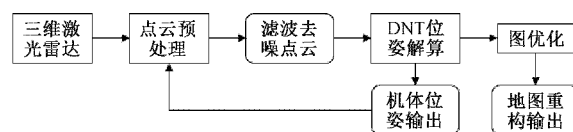


图1 传统激光雷达定位方法架构

针对于此,本文提出了一种基于惯性/高度传感器信息辅助的三维激光雷达解耦SLAM算法,其框架如图2所示。首先针对传统算法在特征稀疏环境下点云初始位姿补偿不足的问题,通过惯性/高度传感器信息辅助实现多传感器信息紧组合,提高机体对环境的感知能力,充分补偿点云初始位姿。随后考虑到点云过匹配问题,提出对预处理后点云进行解耦NDT位姿解算,限制点云配准后的位姿解算方向,使得算法仅根据两帧点云实际重合部分进行配准。最后采用基于图优化的SLAM架构对无人机轨迹进行实时优化并构建地图。

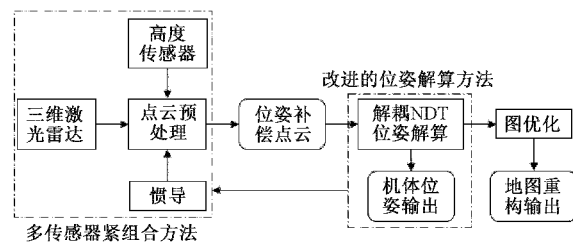


图2 改进的激光雷达定位方法架构

1.1 激光雷达点云位姿初始化改进方法

在激光雷达点云预处理环节,需要对当前点云进行初始位姿补偿以减小点云迭代配准次数,提高计算效率。传统算法以机体上一时刻解算位姿作为当前点云的位姿初值,然而特征稀疏环境下传统算法位姿解算误差较大,因此其点云初值补偿效果较差。针对该问题提出一种改进的激光雷达点云初始位姿补偿方法,根据环境对位姿解算的影响将机体位姿划分为外部位姿(通过当前时刻外部传感器得到的位姿)与内部位姿(通过上时刻系统内部解算得到的位姿),其中外部位姿由高度传感器测量的高度与惯性传感器解算的姿态组成,进而对初值补偿矩阵进行,从而提高点云的初值补偿效果。

1) 惯性/高度信息辅助的点云位姿初始化方法设计

为实现传感器信息的紧组合,需要对三维激光雷达、惯性传感器、高度传感器原始信息进行预处理,算法流程如

图 3 所示。首先基于惯性传感器信息,通过航姿算法^[22-23]对机体姿态角 Φ_{imu}^w 进行解算,该方法可在全局保持较高精度,从而满足本文算法对机体姿态角精度的需求。假设机体为刚体,则可得无人机机体相对于全局坐标系的姿态角 Φ_b^w :

$$\Phi_b^w = R_b^{imu} \Phi_{imu}^w \quad (1)$$

其中, R_b^{imu} 为机体与惯性传感器之间安装误差对应的旋转矩阵。

高度传感器(如激光测距仪)返回其测距信息 l^{dis} , 并根据机体横滚角 α_b^w 、俯仰角 β_b^w 对测距信息进行修正,可得机体距离地面高度 h_b^w :

$$h_b^w = (l^{dis} - z_{dis}^b) \cdot \cos\alpha_b^w \cdot \cos\beta_b^w \quad (2)$$

其中, z_{dis}^b 为高度传感器在机体坐标系下的高度坐标值。

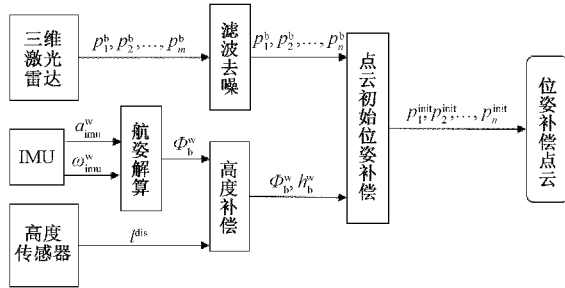


图 3 点云位姿初始化方法流程

因此可将无人机六自由度位姿分为两部分,定义 P_k^E 为第 k 帧点云对应的无人机外部位姿向量;定义 P_k^F 为第 k 帧点云对应的无人机内部位姿向量,由机体在全局坐标系下水平位置以及航向角组成。

$$P_k^E = [h_{b,k}^w \quad \alpha_{b,k}^w \quad \beta_{b,k}^w] \quad (3)$$

$$P_k^F = \begin{cases} \mathbf{0}_{1 \times 3} & , k = 1 \\ [tx_{b,k}^w \quad ty_{b,k}^w \quad \gamma_{b,k}^w], & k > 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $tx_{b,k}^w, ty_{b,k}^w, \gamma_{b,k}^w$ 分别为 SLAM 解算的第 k 帧点云对应的机体 x, y 位置以及航向角。在点云配准算法中,需要在当前帧点云位姿解算前为其提供初始位姿,则本文算法中初始位姿向量由第 k 帧点云对应的无人机外部位姿向量以及第 $k-1$ 帧点云解算出的无人机内部位姿向量组成:

$$R_k^{init} = T(P_k^E, P_{k-1}^F) \quad (5)$$

其中, $T()$ 表示对位姿向量参数矩阵化的运算符, R_k^{init} 表示第 k 帧点云的初始位姿向量对应的转换矩阵。继而将三维激光雷达点云根据初始位姿矩阵进行补偿,获得初始位姿较好的激光雷达点云。

$$p_{in,k}^{b,init} = R_k^{init} \cdot p_{in,k}^b \quad (6)$$

其中, $p_{in,k}^b$ 为第 k 帧点云对应的机体系下输入点云坐标; $p_{in,k}^{b,init}$ 为其经过初始位姿补偿后的点云坐标。

2) 基于 SLAM 架构的初值补偿位姿更新方法设计
激光雷达 SLAM 算法前端采用基于图优化的里程计

算法架构。该算法在无人机一定的运动空间范围内提取关键帧,并将在该空间范围内采集到的点云均与关键帧配准以进行导航解算。算法示意图如图 4 所示。

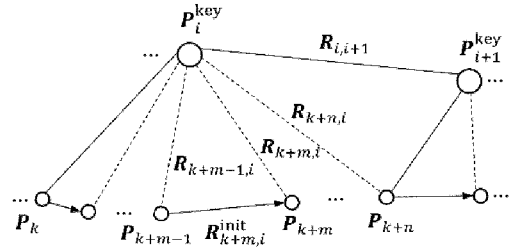


图 4 激光雷达里程计算法框架

在传统算法框架下,若定义第 $k+m-1$ 与 $k+m$ 帧点云解算出的位姿增量为 $\Delta P_{k+i-1,k+i}$, 则初值补偿矩阵更新方法为:

$$\begin{cases} R_{k+m,i}^{init} = T(\Delta P_{i,k+m-1}) \\ \Delta P_{i,k+m-1} = \sum_{i=1}^{m-1} \Delta P_{k+i-1,k+i} \end{cases} \quad (7)$$

则机体当前位姿为:

$$P_{k+m} = T^{-1}(T(\Delta P_{i,k+m}) T(P_i^{key})) \quad (8)$$

改进后框架内引入惯性/高度传感器的位姿解算,定义第 $k+m-1$ 与 $k+m$ 帧点云解算出的位姿增量为 $\Delta P_{k+m-1,k+m}^E$, 则改进后的初值补偿矩阵更新方法为:

$$\begin{cases} R_{k+m,i}^{init} = T(\Delta P_{i,k+m}^E, \Delta P_{i,k+m-1}^F) \\ \Delta P_{i,k+m}^E = P_{k+m}^E - P_k^E \\ \Delta P_{i,k+m-1}^F = \sum_{i=1}^{m-1} \Delta P_{k+i-1,k+i}^F \end{cases} \quad (9)$$

所以有:

$$P_{k+m} = T^{-1}(T(\Delta P_{i,k+m}^E, \Delta P_{i,k+m-1}^F) T(P_i^{key})) \quad (10)$$

1.2 基于解耦点云配准的改进 SLAM 算法

机体位姿的改变会导致雷达扫描发生变化,则可通过 NDT 算法建立两帧点云之间的数据关联,并以此求解最优的位姿变换矩阵。当激光雷达高度通道特征退化时,传统激光 SLAM 算法为了提高点云配准的重合度,达到目标函数取得最大值的目,会产生点云过匹配。该问题导致了算法的高程解算产生一定误差,并进一步引起水平定位误差。基于此,提出了一种基于位姿解耦的点云配准优化方法,该方法将传统激光 SLAM 的六自由度位姿解算降为三自由度,使得高度通道与水平位置通道分离,限制点云配准的解空间,利用高度辅助实现对两帧点云实际重合部分的有效配准。为了进一步提升准确性与计算效率,引入惯性解算的姿态信息,将横滚角与俯仰角一并解耦,算法框图如图 5 所示。

1) 基于位姿解耦的点云配准优化算法

对空间进行网格化处理,根据空间网格中的点云分布及其坐标数据,对关键帧点云进行多元正态分布表示,则关键帧的空间点云可表示为:

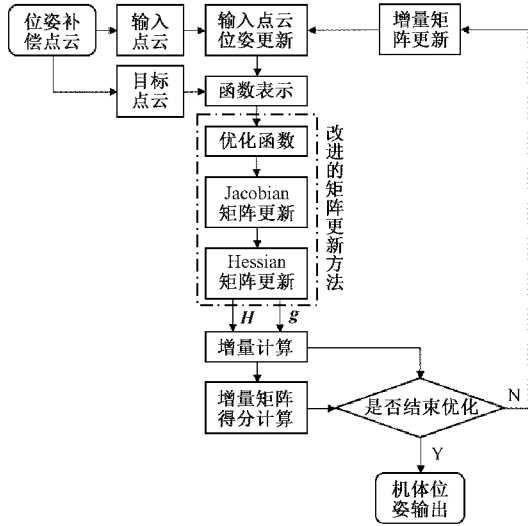


图5 点云迭代配准算法流程

$$\tilde{S}_c(p_{m,i}^b) = d_1 \exp\left(-\frac{d_2}{2}(p_{m,i}^b - \mu_k)^T \sum_k^{-1} (p_{m,i}^b - \mu_k)\right) \quad (11)$$

其中, μ_k 为立方体内点云的均值; \sum_k^{-1} 为立方体内点云的协方差矩阵; $p_{m,i}^b$ 为输入点云中第 i 个点; $\tilde{S}_c(p_{m,i}^b)$ 为该点在其对应多元正态分布函数的概率值; d_1, d_2 为常数。

在目标点云的多元正态分布函数基础上,可以通过构建优化函数建立输入点云与目标点云之间的数据关联。区别于文献[20]中基于六自由度参数解算的传统激光SLAM算法,改进算法将优化函数中的传统待优化参数改进为式(4)中的内部位姿参数增量,实现导航解算的位姿解耦。并根据改进后的优化函数推导出其对应的新的 Hessian 矩阵和 Jacobian 矩阵,通过高斯牛顿迭代法对内部位姿参数增量进行求解。

在采用式(4)中内部位姿参数增量作为待优化变量后,可构建优化函数:

$$s(\Delta \mathbf{P}_{k-1,k}^F) = \sum_{i=1}^n \tilde{S}_c(\mathbf{T}(0, \Delta \mathbf{P}_{k-1,k}^F) p_{m,i}^{b, \text{init}}) \quad (12)$$

式中: $s(\Delta \mathbf{P}_{k-1,k}^F)$ 为根据转换矩阵 $\mathbf{T}(0, \Delta \mathbf{P}_{k-1,k}^F)$ 计算出的输入点云总概率值。 $\mathbf{P}_{k-1,k}^F$ 为第 $k-1$ 至 k 帧点云无人机内部位姿变化量:

$$\Delta \mathbf{P}_{k-1,k}^F = \mathbf{P}_k^F - \mathbf{P}_{k-1}^F = [\Delta t x_{b,k-1}^w \quad \Delta t y_{b,k-1}^w \quad \Delta \gamma_{b,k-1}^w] \quad (13)$$

目标为求解在式(12)取得最大值时所对应的无人机内部位姿变化量 $\Delta \mathbf{P}_{k-1,k}^F$, 解算方法采用高斯牛顿迭代法,简化后的解算公式如式(14)所示。

$$\mathbf{H} \Delta \mathbf{P}_{k-1,k}^F = -\mathbf{g} \quad (14)$$

式中: \mathbf{H}, \mathbf{g} 为根据优化函数推导出的 Hessian 矩阵和 Jacobian 矩阵。

高斯牛顿算法是一个迭代优化的过程,输入点云不断

被每次迭代解算出的位姿增量矩阵更新,作为新的输入点云继续解算,令:

$$\mathbf{T}_E = \mathbf{T}(0, \Delta \mathbf{P}_{k-1,k,i}^{F, \text{cal}}) p_{m,k}^{b, \text{init}} = [x_{k,i}^b \quad y_{k,i}^b \quad z_{k,i}^b] \quad (15)$$

式中: \mathbf{T}_E 表示位姿解算过程中第 k 帧点云第 i 次迭代后机体体系下激光雷达点云坐标; $\Delta \mathbf{P}_{k-1,k,i}^{F, \text{cal}}$ 表示第 i 次迭代后机体内部位姿向量相对于第 $k-1$ 帧点云对应的机体内部位姿向量的变化量。定义 \hat{p}_i 为 $\Delta \mathbf{P}_{k-1,k}^F$ 的第 i 个元素,则有:

$$\mathbf{g}_i = \frac{\delta s}{\delta \hat{p}_i} = \sum_{k=1}^n \frac{\delta \tilde{S}_c(\mathbf{T}_E)}{\delta \mathbf{T}_E} \frac{\delta \mathbf{T}_E}{\delta \hat{p}_i} \quad (16)$$

$$\mathbf{H}_{ij} = \frac{\delta^2 s}{\delta \hat{p}_i \delta \hat{p}_j} = \sum_{k=1}^n \left(\frac{\delta \mathbf{T}_E^T}{\delta \hat{p}_i} \frac{\delta^2 \tilde{S}_c(\mathbf{T}_E)}{\delta \mathbf{T}_E \delta \mathbf{T}_E^T} \frac{\delta \mathbf{T}_E}{\delta \hat{p}_j} + \frac{\delta \tilde{S}_c(\mathbf{T}_E)}{\delta \mathbf{T}_E} \frac{\delta^2 \mathbf{T}_E}{\delta \hat{p}_i \delta \hat{p}_j} \right) \quad (17)$$

式中: \mathbf{T}_E 的 Jacobian 矩阵与 Hessian 矩阵为:

$$\mathbf{J}_E = \begin{bmatrix} \delta \mathbf{T}_E & \delta \mathbf{T}_E & \delta \mathbf{T}_E \\ \delta \hat{p}_1 & \delta \hat{p}_2 & \delta \hat{p}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & a \\ 0 & 1 & b \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\mathbf{H}_E = \frac{\delta^2 \mathbf{T}_E}{\delta \hat{p}_i \delta \hat{p}_j} = \begin{cases} \mathbf{0}_{3 \times 1}, & \text{其他} \\ \mathbf{c}_{3 \times 1}, & i = j = 3 \end{cases} \quad (19)$$

其中,

$$a = -x_k^b \sin \hat{p}_3 - y_k^b \cos \hat{p}_3 \quad (20)$$

$$b = x_k^b \cos \hat{p}_3 - y_k^b \sin \hat{p}_3 \quad (21)$$

$$\mathbf{c} = \begin{bmatrix} -x_k^b \cos \hat{p}_3 + y_k^b \sin \hat{p}_3 \\ -x_k^b \sin \hat{p}_3 - y_k^b \cos \hat{p}_3 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (22)$$

2) 配准改进算法的时间频度分析

算法解算时间消耗主要由3部分组成:

(1) 解算目标函数 Jacobian 矩阵和 Hessian 矩阵(下文统称矩阵更新用时)。

(2) 重新计算目标函数得分时对输入点云的坐标转换与邻近网格搜索(下文统称邻近网格搜索用时)。

(3) 其他时间复杂度为 $O(1)$ 的计算,该部分计算量相对较小,可忽略。其中,前两部分计算的时间频度与输入点云数量、算法迭代次数有关。

假设输入点云数量为 n , 算法迭代 m 次后收敛,考虑初始化过程后,传统算法时间频度为:

$$T_p(n, m) = n(m+1)(f_k^1 + g_k) + h_k \quad (23)$$

本文改进迭代算法时间频度为:

$$T_d(n, m) = n(m+1)(f_k^2 + g_k) + h_k \quad (24)$$

其中, $m+1$ 为考虑初始化过程后的矩阵更新与邻近网格搜索次数; f_k^1 与 f_k^2 分别为传统算法与本文解耦算法中矩阵更新的单次子计算时间频度; g_k 为输入点云邻近网格搜索单次子计算时间频度; h_k 为其他时间复杂度为 $O(1)$ 的计算时间频度总和。

在点云数量以及迭代次数相同的情况下,算法改进前后输入点云邻近网格搜索时间频度 g_k 相同,对于矩阵更新

时间频度 f_k ，在式(14)中，优化函数对应的 Hessian 矩阵和 Jacobian 矩阵经过算法解耦后，分别由传统算法的 6×6 和 6×1 矩阵优化为改进算法的 3×3 和 3×1 矩阵。又由式(16)、(17)可得，在迭代解算过程中，传统算法需要对 Hessian 矩阵和 Jacobian 矩阵中一共 42 个参数进行更新，而改进算法只需要对 12 个参数进行更新，则有：

$$f_k^1 = 3.5f_k^2 \quad (25)$$

根据上述分析，解耦后点云配准算法在计算效率方面可得到较好提升。

1.3 后端优化与构图

算法后端通过图优化算法对雷达里程计中关键帧位姿进行优化，最后通过式(26)将机体系下的三维激光雷达关键帧点云投影到全局坐标系下并构建地图：

$$p_{i,k}^n = T(P_i^{key}) \cdot p_{i,k}^b \quad (26)$$

其中， $p_{i,k}^b$ 为第 i 帧关键帧中机体系下第 k 个三维激光雷达点云坐标； P_i^{key} 为第 i 帧关键帧位姿。 $p_{i,k}^n$ 为 $p_{i,k}^b$ 经过矩阵 $T(P_i^{key})$ 投影到全局坐标系下的三维激光雷达点云坐标。

2 仿真验证与分析

2.1 仿真设计

Gazebo 机器人仿真系统是一款三维多机器人动力学仿真软件。它能够对机器人运动、传感器输出以及实验场景等进行高保真度的物理模拟，适用于实验室内导航、控制与协同规划等算法的仿真验证。本文基于 Gazebo 仿真系统构建的仿真验证平台其组成如图 6 所示。

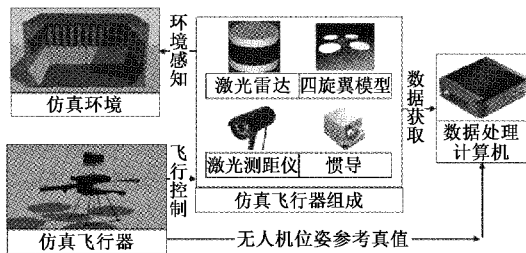


图 6 基于 Gazebo 的仿真验证系统结构

1) Hector Quadrotor 微小型飞行器载体，机体实时发布位姿真值，用以对本文提出的导航算法进行性能评估。

2) 机载 16 线三维激光雷达，水平角分辨率 0.3° 、垂直角分辨率 2° 、水平视场 360° 、垂直视场 $\pm 15^\circ$ 、测距误差 $\pm 2 \text{ cm}$ 、测距范围 $0 \sim 100 \text{ m}$ 。

3) 机载 MEMS 微惯导系统，零偏稳定性 $1^\circ/\text{h}$ 。

4) 机载激光测距仪，最大探测距离为 40 m ，测距误差为 0.2% 。

数据处理计算机采用 Linux(Ubuntu 16.04) 的 ROS 操作系统，处理器为 i7-8550。

仿真环境按照典型船舱结构搭建，由底部 3 个斜面、中部垂直墙面以及顶部两个斜面构成，通过斜面以及垂直墙面模拟高程方向上特征误匹配以及特征退化环境。飞行轨

迹如图 7 所示，轨迹段 1、2、3 为无人机在高程方向运动，验证特征误匹配环境以及特征退化环境对定位精度的影响；轨迹段 4、5、6 为无人机的水平运动，验证无人机在该环境下飞行的导航稳定性。

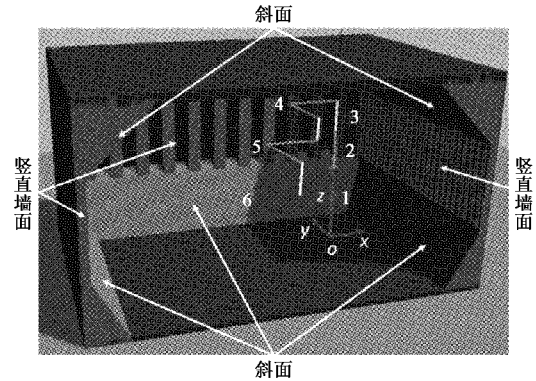


图 7 仿真飞行轨迹及环境

2.2 仿真结果与分析

1) 定位精度分析

无人机按照既定轨迹飞行，传统算法与改进算法的定位结果及误差对比如图 8 所示，各轨迹段均方根误差统计如表 1 所示。传统算法与本文算法的构图效果如图 9 所示。

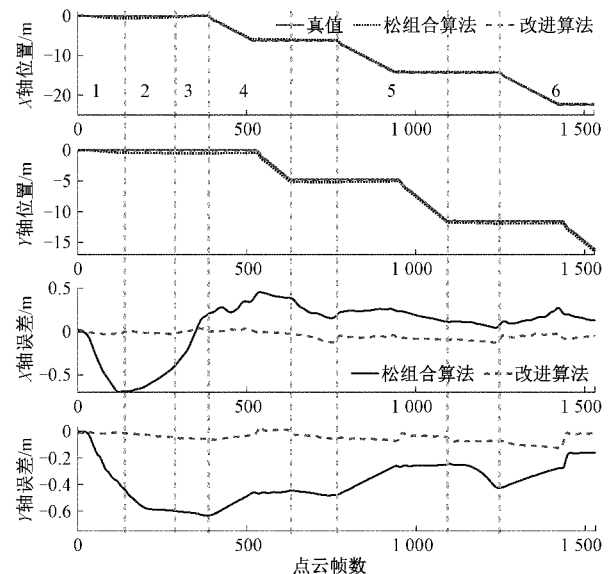


图 8 无人机位置轨迹及各轨迹段导航误差对比

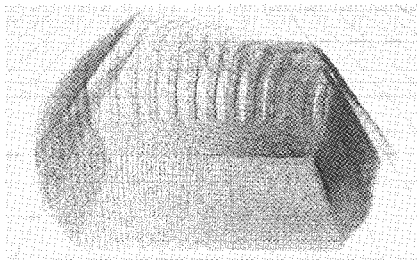
通过上述仿真，可以看出：

(1) 传统算法定位误差受环境影响较大，而本文提出算法的定位精度有较好提升，且在不同飞行阶段定位精度较为稳定。

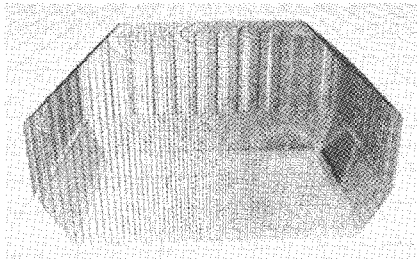
(2) 在不同飞行环境下，本文提出算法精度提升程度不同。当无人机在高度特征退化场景中飞行时，本文算法由于对高度匹配进行了约束，避免了传统算法的过匹配现象，相对传统算法定位精度可提升 $40\% \sim 97\%$ 。

表1 各轨迹段均方根误差

轨迹段	松组合		改进	相对传统 算法提升/%	改进		相对传统 算法提升/%
	X轴/m	Y轴/m			X轴/m	Y轴/m	
1	0.675	0.477	0.022	96.7	0.014	97.1	
2	0.130	0.058	0.020	84.6	0.017	70.7	
3	0.439	0.017	0.035	92.0	0.010	41.2	
4	0.233	0.135	0.037	84.1	0.041	69.6	
5	0.140	0.191	0.055	60.7	0.017	91.1	
6	0.143	0.129	0.055	61.5	0.046	64.3	



(a) 传统松组合算法构图结果



(b) 本文算法构图结果

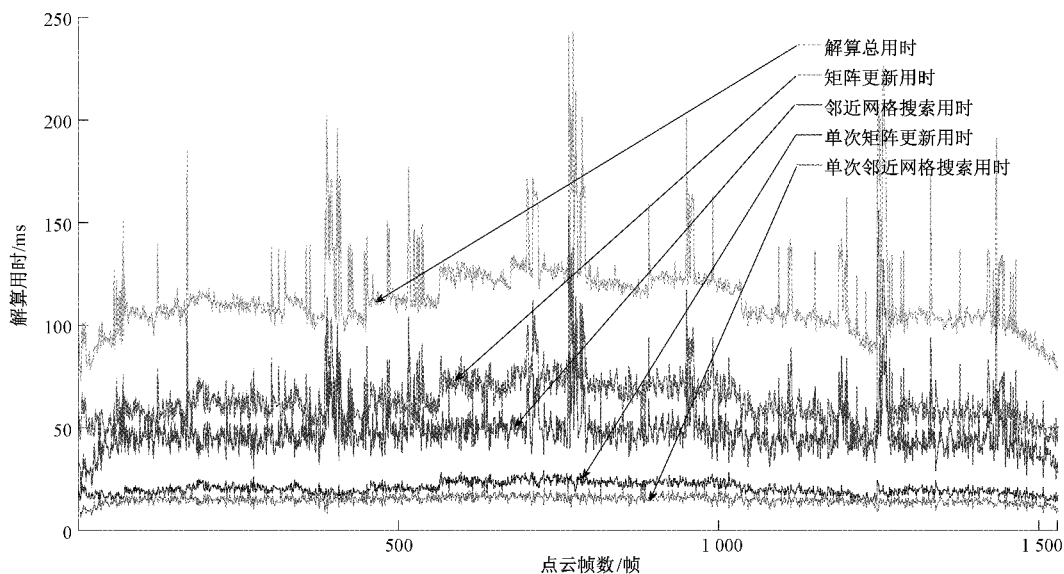
图9 构图结果对比

传统算法在构建地图过程中因位姿解算误差出现较大变形,在墙面构筑过程中出现失真现象。而本文算法构建的地图较好地反映了船舱模型,从而也体现了本文算法定位精度优势以及对复杂环境的适应性。

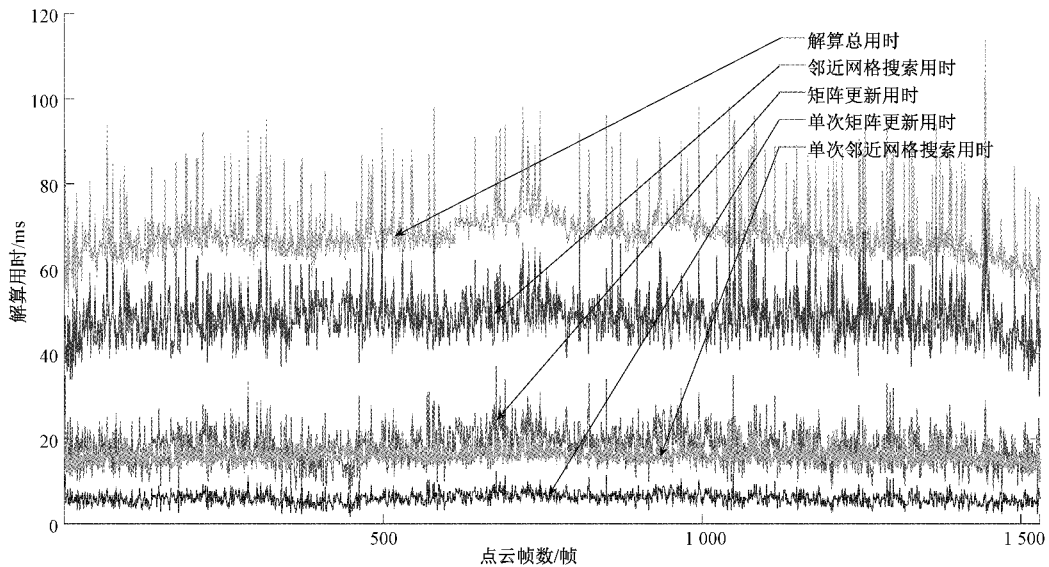
2) 计算效率分析

对传统算法、改进算法在不同过程的用时进行统计分析,如图10所示。算法解算时间消耗主要由矩阵更新用时、邻近网格搜索用时组成。图10(a)、(b)为两种算法点云数据解算总用时、矩阵更新用时、邻近网格搜索用时的统计情况。同时考虑到点云数据处理需要进行多次迭代过程,计算单次解算用时(各部分解算用时除以矩阵更新次数)以评估其计算效率(单次矩阵更新用时、单次邻近网格搜索用时)。在图10(c)中,计算上述各部分解算的平均用时。

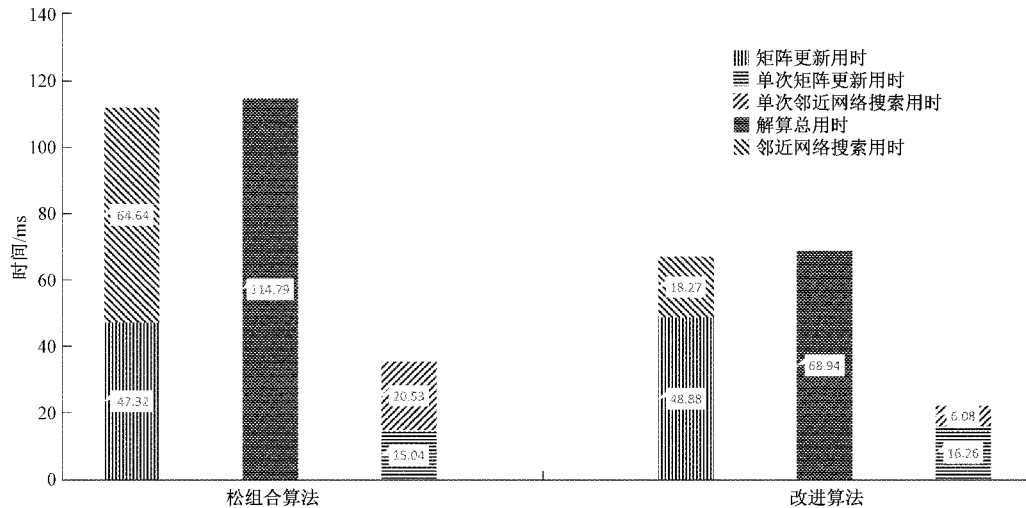
由图10可以看出,仿真结果与式(23)、(24)基本相符。本文改进算法在进行位姿的迭代解算过程中,对其进行解耦,使得Jacobian矩阵与Hessian矩阵得到简化,从而提高



(a) 松组合算法点云数据处理用时



(b) 改进算法点云数据处理用时



(c) 点云数据处理平均用时统计

图 10 点云配准算法用时统计

算法解算速度。所以,算法改进前后邻近网格搜索部分计算时间近乎相等,对于矩阵更新用时部分,改进前解算用时应是改进后的 3.5 倍,与式(25)基本一致。

3 结 论

本文针对微小型飞行器在高度退化环境下自主导航问题展开了研究,提出了一种基于多源信息辅助的解耦三维激光雷达 SLAM 方法,在该方法中先后对点云初始补偿矩阵的计算与更新、点云迭代配准算法进行了优化和改进。通过理论分析与仿真验证,可以得到如下结论:

1) 通过将外部高度与姿态信息引入三维激光雷达 SLAM 解算流程,实现了 SLAM 算法在水平位置、航向通道的解耦匹配,解决了高程特征稀疏引起的定位精度下降问题。

2) 相较于传统的 SLAM 方法,提出的解耦算法将匹配

维度由六维降到了三维,降低了点云匹配的计算复杂度,提高了计算效率。

参考文献

- [1] 王常虹, 窦赫暄, 陈晓东, 等. 无人平台 SLAM 技术研究进展[J]. 导航定位与授时, 2019, 6(4): 12-19.
- [2] CHEWU C C E. Autonomous navigation of a mobile robot in dynamic indoor environments using SLAM and reinforcement learning[J]. IOP Conference Series Materials Science and Engineering, 2018, 402(1): 012022.
- [3] PARK J T, SONG J B. Sensor fusion-based exploration in home environments using information, driving and localization gains [J]. Applied Soft Computing, 2015, 36(C): 70-86.
- [4] 刘旭航, 章卫国, 钟浩, 等. 基于 SLAM 的旋翼无人机组合导航算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2019,

- 27(3): 197-201.
- [5] KAISER S, LANG C. Integrating moving platforms in a SLAM algorithm for pedestrian navigation[J]. *Sensors*, 2018, 18(12): 4367.
- [6] 吕品, 赖际舟, 杨天雨, 等. 基于气动模型辅助的四旋翼飞行器室内自主导航方法[J]. *航空学报*, 2015, 36(4): 1275-1284.
- [7] 杭义军, 刘建业, 李荣冰, 等. 基于混合特征匹配的惯性/激光雷达组合导航方法[J]. *航空学报*, 2014, 35(9): 2583-2592.
- [8] 石鹏, 赖际舟, 吕品, 等. 复杂环境下微小飞行器惯性/激光雷达 Robust-SLAM 方法[J]. *导航定位与授时*, 2019, 6(1): 14-21.
- [9] 王消为, 贺利乐, 赵涛. 基于激光雷达与双目视觉的机器人 SLAM 研究[J]. *传感技术学报*, 2018, 31(3): 394-399.
- [10] LYNEN S, ACHELNIK M W, WEISS S, et al. A robust and modular multi-sensor fusion approach applied to MAV navigation[C]. *Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2013 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2013: 3923-3929.
- [11] ZHANG J, SINGH S. Visual-lidar odometry and mapping: Low-drift, robust, and fast[C]. 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2015: 2174-2181.
- [12] ÖZASLAN T, LOIANNIO G, KELLER J, et al. Autonomous navigation and mapping for inspection of penstocks and tunnels with MAVs[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(3): 1740-1747.
- [13] YE H, CHEN Y, LIU M. Tightly coupled 3D lidar inertial odometry and mapping [C]. 2019 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2019.
- [14] LIU F, SU X, HE Y, et al. IMU Preintegration for Visual-Inertial Odometry Pose Estimation[C]. 2018 37th Chinese Control Conference (CCC), IEEE, 2018: 5305-5310.
- [15] CHO H, KIM E K, KIM S. Indoor SLAM application using geometric and ICP matching methods based on line features[J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2018, 100: 206-224.
- [16] WEN W, HSU L T, ZHANG G. Performance analysis of NDT-based graph SLAM for autonomous vehicle in diverse typical driving scenarios of Hong Kong[J]. *Sensors*, 2018, 18(11): 3928.
- [17] 余洪山, 付强, 孙健, 等. 面向室内移动机器人的改进 3D-NDT 点云配准算法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(9): 151-161.
- [18] MAGNUSSON M, NUCHTER A, LORKEN C, et al. Evaluation of 3D registration reliability and speed-A comparison of ICP and NDT[C]. 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2009.
- [19] QIN T, LI P, SHEN S. Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [20] SAKAI T, KOIDE K, MIURA J, et al. Large-scale 3D outdoor mapping and on-line localization using 3D-2D matching[C]. *Proceedings of the 2017 IEEE/SICE International Symposium on System Integration(SII)*, 2017: 829-834.
- [21] 邹强, 付超, 莫申童. 基于激光测距传感器校正四旋翼飞行器姿态的室内组合导航[J]. *传感技术学报*, 2018, 31(10): 1482-1488.
- [22] 刘坤. 基于 MEMS-IMU 的航姿测量系统技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014.
- [23] 徐焯烽, 仇海涛, 何孟珂. 微小型航姿测量系统设计与误差补偿[J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(10): 2221-2227.

作者简介

付林, 硕士研究生, 主要研究方向为微小型飞行器室内导航。

E-mail: fulin@nuaa.edu.cn

吕品(通信作者), 副教授, 主要研究方向为组合导航、激光雷达导航与视觉导航。

E-mail: lvpin@nuaa.edu.cn