

面向地下电缆沟智能巡检机器人的 紧耦合 SLAM 系统

李 鸿¹, 冯 朝², 肖建聪², 郑皓亮², 贾智伟²

(1. 怀化学院 物电与智能制造学院, 湖南 怀化 418008; 2. 长沙理工大学 电气与信息工程学院, 长沙 410114)

摘要: 地下电缆沟的日常巡检劳动强度大, 且存在安全隐患, 是城市电力系统保持稳定工作亟需解决的问题, 采用智能巡检机器人系统是解决这一问题的趋势; 同步定位和实时地图的构建是地下电缆沟机器人自主巡检的前提; 地下电缆沟等场景具有底纹理、结构化、路面平整度情况复杂、GPS 信号差等场景特征, 巡检机器人对该类结构化场景进行建图时, 会出现地图退化和定位精度下降的现象; 针对上述问题设计了一种基于多传感器的 SLAM 系统, 融合了二维激光雷达、惯性测量单元、轮式里程计等多种传感器数据, 通过自适应初始化对机器人里程计进行优化; 针对不同路面平整度下的相邻激光关键帧匹配误差, 设计了一种自适应帧间配准方法进行校正; 现场试验表明, 在路况复杂的地下电缆沟场景中, 该方法比现有方法的地图退化率和定位误差平均分别降低了 7.42% 和 8.73%, 具有明显的工程应用价值。

关键词: 巡检机器人; 地下电缆沟; SLAM; 帧间配准; 同步定位

Tightly Coupled SLAM System of Intelligent Inspection Robot for Underground Cable Trench

LI Hong¹, FENG Chao², XIAO Jiancong², ZHENG Haoliang², JIA Zhiwei²

(1. School of Physics, Electronics and Intelligent Manufacturing, Huaihua University, Huaihua 418008, China;

2. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: The daily inspection of underground cable trenches is labor-intensive and has potential hazards, it is an urgent problem to be solved to maintain the stability of urban power system. Intelligent inspection robot system is the trend to solve this problem. The capabilities of synchronous positioning and real-time map construction are the prerequisite for autonomous inspection of underground cable trench robots. The underground cable trenches have the characteristics of bottom texture, structure, complex road roughness, poor GPS signal and other scenes. The map degradation and positioning accuracy decrease often occur when the inspection robot builds the structured scene. To solve the above problems, a multi-sensor simultaneous localization and mapping (SLAM) system is designed, multiple sensor data are integrated by the 2D LiDAR, inertial measurement unit (IMU) and wheeled odometer, it optimizes the robot odometer through the adaptive initialization. An adaptive inter-frame registration method is designed to correct the matching errors of adjacent laser key frames under different pavement flatness. Field experimental results show that compared with the existing methods in the complex underground cable trench scenario, the degradation rate and location error of the proposed method are reduced by 7.42% and 8.73%, respectively, and it has a clear engineering application value.

Keywords: inspection robot; underground cable trench; SLAM; interframe registration; synchronous positioning

0 引言

地下电缆沟相比于架空电缆在提升电能质量和方便城市规划上具有明显优势, 作为城市配电网的重要组成部分, 得到了越来越多的应用^[1-3]。但甲烷、硫化氢气体等有害气体容易在电缆沟中积累, 加上电缆绝缘老化可能放电等隐患, 使得发生火灾或爆炸的概率随时间推移逐步上升, 因此尽早发现并排除这些隐患对电力系统的安全运行非常重要^[4]。然而地下电缆沟内部环境复杂, 不仅空间狭小, 而且地面通常没有硬化, 使得人工巡检劳动强度大, 还存

在一定的安全隐患。因此利用智能巡检机器人对电缆沟状态进行实时检测, 对提高电力系统运行稳定性至关重要^[5-6]。而同步定位和建图 (SLAM, simultaneous localization and mapping) 技术是机器人在地下电缆沟环境中实现自动巡检的关键技术^[7-8]。

目前针基于二维激光雷达的 SLAM 算法主要有滤波和图优化两类^[9-11], 以 Gmapping_Slam 为代表的滤波方法过于依赖粒子置信度, 构建较大地图时容易出现地图错位, 因此局限在室内小场景使用^[12]。文献 [13] 提出了基于改

收稿日期: 2023-11-20; 修回日期: 2024-01-08。

基金项目: 湖南省教育厅重点项目(23A0255); 国家自然科学基金项目(52207074)。

作者简介: 李 鸿(1962-), 男, 硕士, 教授。

引用格式: 李 鸿, 冯 朝, 肖建聪, 等. 面向地下电缆沟智能巡检机器人的紧耦合 SLAM 系统[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(6): 248-255.

进的 RBEF-SLAM 算法对电缆沟进行建图和定位, 通过不同时刻构建的局部环境地图对全局地图进行更新, 一定程度上解决了滤波算法在大场景中的使用问题, 但是存在丢失历史边缘信息的局限性。文献 [14] 使用基于滤波的自适应蒙特卡罗算法进行定位, 相比较于航迹推演方法提高了定位精度, 但是定位效果会随着里程计的增加而不断变差, 无法进行累积误差的有效约束。以 Cartographer_Slam 为代表的图优化方法引入了回环检测, 通过优化状态量所有关键帧的位姿来优化建图机器人的整个位姿, 解决了大场景建图和定位的问题^[15]。但是在结构化严重场景中建图且无法回环检测时, 只使用激光配准获得状态估计会造成地图退化和激光里程计失效等问题。此外, 在环境路标观测的过程中, 单一传感器的鲁棒性并不理想。

多传感器融合方法是解决上述的可行途径。多传感器数据融合方法有紧耦合和松耦合两类^[16-17], 基于二维雷达的多传感器融合方法主要采用松耦合方式, 例如 Cartographer_Slam 使用无损卡尔曼滤波融合多源数据得到机器人的位姿数据^[18]。松耦合方法实现简单、实时性高, 但存在累计定位误差和稳定性较差的问题。紧耦合方法是将多个传感器的数据融合在一起共同构建运动方程和观测方程, 主要应用于视觉或三维激光雷达为主体的多传感器融合技术上。如 VINS_Mono^[19] 算法采用单目视觉与惯性测量单元 (IMU, inertial measurement unit) 预积分进行紧耦合来克服单目尺度不确定的问题, LIO-SAM^[20] 使用三维激光雷达/IMU 预积分进行紧耦合提高定位精度, 文献 [21] 通过三维激光雷达和视觉相机进行融合来提高在底纹理场景中的特征提取能力。由于三维激光雷达融合方案的成本较高, 所以难以在地下电缆沟场景中批量应用。

为此, 本文设计了一个面向地下电缆沟智能巡检机器人的紧耦合 SLAM 系统。此系统基于图优化和紧耦合方法, 融合了二维激光雷达、IMU、轮式里程计多种传感器来进行建图和定位。由于地下电缆沟内路面环境复杂, 导致机器人进行建图时, 与其刚体连接的二维激光雷达会不可避免地出现激光打地或抖动现象, 进一步导致激光配准失败或出现明显误差, 从而使所建的地图出现“鬼影”。在底纹理结构化的地下电缆沟场景中提取的点云, 极易出现误匹配, 这会使得地图退化。以上是二维激光雷达用于搭建地下电缆沟巡检机器人 SLAM 系统时面临的主要问题。针对这些问题特别提出一种自适应的帧间配准方法, 通过 IMU 解算机器人姿态对激光配准情况进行评估, 自适应地选取激光点云关键帧, 提高激光配准的质量并抑制因激光抖动而造成的地图重影, 最终实现巡检机器人在地下电缆沟复杂环境下的精确建图和实时定位^[22]。

1 面向地下电缆沟智能巡检机器人的紧耦合 SLAM 系统硬件设计

1.1 智能巡检机器人硬件总体框架

地下电缆沟巡检任务主要包括: 监测电缆线是否破损、电缆接口是否变形、温度和有害气体浓度是否超标。机器

人设计的约束主要为运行空间尺寸狭小与障碍物复杂多变。结合巡检任务与环境约束, 设计如图 1 所示的地下电缆沟自动巡检机器人硬件结构。

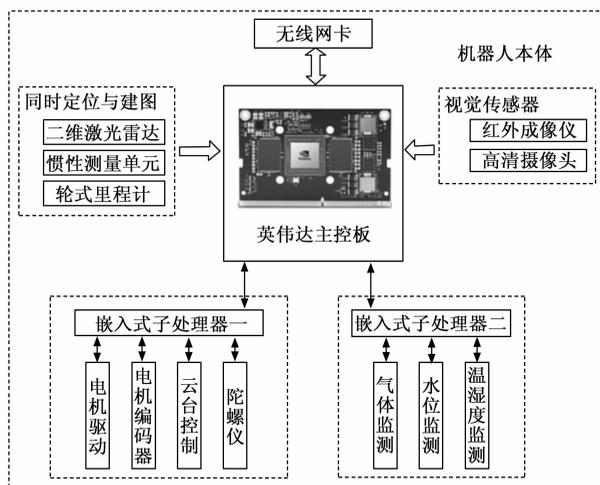


图 1 电缆沟智能巡检机器人硬件结构

机器人采用了多 CPU 的协同工作架构来提高系统的数据处理能力。通过英伟达主控板搭载 ROS 机器人操作系统来作为自主导航算法的系统平台。利用二维激光雷达、IMU 和轮式里程计搭建 SLAM 系统实现机器人的定位与建图。同时, 核心主控板读取并处理来自红外成像仪、高清摄像头等视觉传感器的图像, 并通过 WLAN 将视频数据流上传到操作终端。

1.2 SLAM 系统的场景观测模块设计

智能巡检机器人 SLAM 系统的场景观测模块由激光雷达传感器和处理器组成。智能巡检机器人通过激光雷达对巡检场景进行扫描来获取地下电缆沟的结构和通行障碍物信息, 为基于 SLAM 系统的自主巡检提供定位和全局静态地图。

激光雷达的种类和型号繁多, 在成本和性能上也有区别。在满足性能的前提下, 综合考虑了成本因素之后, 本文选择的激光雷达的型号为思岚 A2M7 型的二维激光雷达。该型号雷达支持 360° 全景扫描, 最大测量半径达到 16 m, 角度分辨率为 0.225°, 满足在地下电缆沟场景中构建高精度地图的性能需求。思岚 A2M7 雷达具体的硬件参数如表 1 所示。

表 1 思岚 A2M7 参数

指标	参数
测量半径	0.2~16 m
采样频率	16 K
扫描频率	5~15 Hz
通讯频率	256 000 bps
供电电压	5 V
供电电流	450~600 mA
功耗	2.25~3 W

机器人通过处理器对激光雷达的原始扫描数据进行接收和解算。本文在平衡处理器的数据处理速率和成本因素后, 选择英伟达公司出品的 JetsonXavierNX 作为机器人的

边缘处理器。该处理器原生支持在嵌入式和边缘设备上构建和部署高质量软件算法的功能。此外, JetsonXavierNX 处理器加速了 NVIDIA 软件堆栈, 运行速度相较于前代的 Jeston TX2 提升了 10 倍, 可以同时处理来自多个高分辨率传感器的原始数据, 保证了机器人携带的传感器的数据的处理实时性。

1.3 机器人运动估计模块设计

机器人的运动估计模块是由 IMU 和编码器组成。IMU 具有几乎不受外来信号干扰, 对机器人短时间内的运动估计具有较高置信度的特点。本文选取的 IMU 为亚博智能生产的 CMP10A 型号, 该型号是基于 MEMS 技术的高性能三维运动姿态测量系统, 包括三轴陀螺仪、三轴加速计、三轴磁力计和气压计。此外, 数据更新频率为 200 Hz, 启动时间为 1 000 ms, 能够满足对机器人的惯性导航解算需求。基本参数如表 2 所示。

表 2 IMU 参数

指标	参数
加速度计分辨率	0.000 5 g/LSB
磁力计分辨率	0.066 7 mGauss/LSB
耐冲击	20 kg
工作电压	5 V 或 3.3 V
工作电流	12 mA
工作温度	-40~85 °C

编码器选用的是 AB 相增量式霍尔编码器。编码器实时获取电机转动时得到的输出脉冲信号, 以此来判断机器人的运动方向。通过收集一段时间内编码器获取的脉冲数量, 就可以进行运动解算, 并获得当前机器人的轮式里程计运动估计。编码器解算的轮式里程计运动估计和 IMU 惯性导航解算共同完成了机器人的运动估计。

2 面向地下电缆沟智能巡检机器人的紧耦合 SLAM 系统软件设计

智能巡检机器人的 SLAM 技术集成了二维激光雷达、轮式里程计、惯性测量单元等多种传感器测量数据。为了保证数据处理的实时性和保留历史关联信息, 所有的传感器测量值都保持在一个滑动窗口中。SLAM 系统由多传感器观测和数据预处理、自适应初始化、状态估计、地图构建这 4 个子模块系统构成。

2.1 激光数据预处理

一帧点云通常是指雷达内部旋转一周扫描得到的点的集合, 每个激光点的坐标都是相对于雷达的。携带雷达的机器人在地下电缆沟内运动时, 不同激光点云对应的坐标系的原点会不同。在地下电缆沟场景中由于往往无法通过回环检测和良好的 GPS 先验信息对前端里程计的误差进行约束, 使得激光畸变造成的观测误差随里程计的累积对建图和定位的精度造成不可忽略的影响, 因此需要对每个激光点坐标进行补偿。

假设某帧点云起始扫描时, 雷达的位姿为:

$$T_0 = \begin{bmatrix} -R_0 & t_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

第 i 个激光点的坐标为 $P_i = [p_{ix} \quad p_{iy} \quad p_{iz}]^T$, 采集时雷达位姿为:

$$T_i = \begin{bmatrix} R_i & t_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

在补偿畸变后第 i 个激光点的坐标为:

$$P_i = T_0^{-1} T_i P_i \quad (3)$$

二维激光雷达由于点云数量相对较少和精度较低, 在进行补偿时可以用 IMU 在激光相邻帧时间间隔内的速度解算的均值 $[V, \omega]$ 进行补偿, 即旋转和平移补偿为:

$$R_i = \omega \Delta t_{\text{time}}, t_i = V \Delta t_{\text{time}} \quad (4)$$

2.2 基于紧耦合优化的机器人状态估计

在对激光数据进行预处理后基于紧耦合优化的状态估计系统就开始运行, 读入传感器采样处理后的观测数据。为了减少计算量, 通过滑动窗口约束数据处理来进行机器人状态估计的更新。由于机器人的状态估计问题可以表述为最大后验估计 (MAP, maximum a posteriori) 问题, 在假定噪声为零高斯噪声前提下, 求最大后验概率问题等价于求多传感器观测数据的最小代价成本总和的问题。即:

$$\chi^* = \underset{\chi}{\operatorname{argmin}} \{ \|r_p - G_p \chi\|_2^2 + \sum_{i=0}^n \|r(z_i, \chi)\|_{\Sigma_i}^2 \} \quad (5)$$

式 (5) 中, $\{r_p, G_p\}$ 是系统状态的先验信息, Z 是各个传感器观测数据的总和, $r(\cdot)$ 子项表示各个传感器模块实际观测数据与预测观测数据间的误差约束残差函数, $\|\cdot\|_M$ 为马氏范数, 可以通过非线性最小二乘方法来进行求解。各个具体的残差子项介绍如下:

2.2.1 轮式里程计因子

假定两个连续的里程计帧之间的运动是在同一个二维平面, 那么两帧间的位姿转换是在该二维平面的平移和绕垂直于该平面的法线的旋转。即:

$$P_{O_{i+1}}^O = P_{OB} + R_{OB} R_W^B (P_{B_{i+1}}^W - P_{O_i}^W - R_{W^{i+1}}^B T R_B^{OT} P_{OB}) \quad (6)$$

$$R_{O_{i+1}}^O = R_Z(\varphi_{O_{i+1}}^O) = R_{OB} R_W^B R_W^{B_{i+1}} T R_{OB}^T \quad (7)$$

式 (6) 中, P_{OB} 和 R_{OB} 分别是轮式里程计到 IMU 的平移和旋转。因为轮式里程计旋转状态仅绕 z 轴旋转, 即 $\delta\phi$ 矢量中的第三个元素表示预测的旋转和观测的旋转之间的角度误差。则轮式里程计残差的旋转部分为:

$$r_{OR}(z_{O_{i+1}}^O, \chi) = e_3^T \delta\phi \quad (8)$$

联立式 (6) 和式 (8) 等价, 对相关旋转矩阵进行角度近似, 可解得角度误差:

$$\delta\phi = R_{OB} \delta\theta_{B_i} - R_{OB} \hat{R}_W^B \hat{R}_{W^{i+1}}^B T \delta\theta_{B_{i+1}} - n_\phi e_3 \quad (9)$$

同理平移部分的误差由式 (6) 可推得近似为:

$$\zeta \gg R_W^B (\hat{P}_{B_{i+1}}^W - \hat{P}_{B_i}^W - R^{B_{i+1}} T R_{OB}^T P_{OB}) \quad (10)$$

即轮式里程计残差的平移部分为:

$$r_{OP}(z_{O_{i+1}}^O, \chi) = d_j - (P_{OB} + R_{OB} \times \zeta) \quad (11)$$

2.2.2 IMU 因子

设 IMU 观测模型为:

$$\tilde{w}_i^B = w_i^B + b_i^w + \eta^w, \tilde{a}_i^B = R_B^W (a_i^w - w^w) + b_i^a + \eta^a \quad (12)$$

当前关键帧 j 与上一观测帧 i 间 IMU 的预积分残差项表示如下:

$$\mathbf{X} = [\delta\alpha_{B_j^B}, \delta\beta_{B_j^B}, \delta\beta_{B_j^B}, \delta\mathbf{b}_i, \delta\mathbf{b}_w]^T,$$

$$\begin{bmatrix} r_p \\ r_q \\ r_v \\ r_{ba} \\ r_{bg} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_{WB_i}^* \left(p_{WB_i} - p_{WB_j} - \mathbf{v}_i^W \Delta t + \frac{1}{2} \mathbf{g}^W \Delta t^2 \right) - \alpha_{B_i B_j} \\ 2[q_{B_i B_j}^* \otimes (q_{WB_i}^* \otimes q_{WB_j}^*)]_{xyz} \\ q_{WB_i}^* (\mathbf{v}_j^W - \mathbf{v}_i^W + \mathbf{g}^W \Delta t) - \beta_{B_i B_j} \\ \mathbf{b}_i^a - \mathbf{b}_j^a \\ \mathbf{b}_i^g - \mathbf{b}_j^g \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中:

$$\begin{cases} \alpha_{B_i B_j} = \iint_{t \in [i, j]} (q_{B_i B_j} a^B) \delta t \\ \beta_{B_i B_j} = \int_{t \in [i, j]} (q_{B_i B_j} a^B) \delta t \\ q_{B_i B_j} = \int_{t \in [i, j]} q_{B_i B_j} \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{2} \omega^B \end{bmatrix} \delta t \end{cases} \quad (14)$$

2.2.3 LIDAR 因子

在滑动窗口内, 假定第一帧激光帧时刻为 i , 则下一激光帧 $i+1$ 时刻的观测值为 $\mathbf{z}_{i+1}^i = (dx, dy, d\theta)$ 。通过 IMU/Odom 获得这两帧的坐标, 分别为 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_{i+1} , 则 $i+1$ 时的预测位姿 $\mathbf{z}_{i+1}^{i'} = \mathbf{X}_{i+1} \mathbf{X}_i$, 其中 \mathbf{X}_i 表示 x_i 对应的转换矩阵。预测值与真实值间的误差函数为:

$$\mathbf{e}_{i+1}^i(\mathbf{x}) = t2v(\mathbf{Z}_{i+1}^{i'} - \mathbf{Z}_{i+1}^i) \quad (15)$$

$t2v$ 表示把转换矩阵转换为对应的位姿。将误差函数变换成矩阵形式有:

$$\mathbf{e}_{i+1}^i(\mathbf{x}) = \begin{cases} \mathbf{R}_{i+1}^{i'} T(\mathbf{R}_i^T(t_{i+1} - t_i) - t_{i+1}^i) \\ \theta_{i+1} - (\theta_i + \theta_{i+1}^i) \end{cases} \quad (16)$$

对应的雅可比矩阵为:

$$\frac{\partial \mathbf{e}_{i+1}^i(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}_i} = \begin{bmatrix} -\mathbf{R}_{i+1}^{i'} T \mathbf{R}_i^T & \mathbf{R}_{i+1}^{i'} T \frac{\partial \mathbf{R}_i^T}{\partial \theta} (t_{i+1} - t_i) \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial \mathbf{e}_{i+1}^i(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}_{i+1}} = \begin{bmatrix} -\mathbf{R}_{i+1}^{i'} T \mathbf{R}_i^T & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

即误差函数可变为:

$$\mathbf{e}_{i+1}^i(\mathbf{x} + \Delta \mathbf{x}) = \mathbf{e}_{i+1}^i(\mathbf{x}) + \mathbf{j}_{i+1}^i \Delta \mathbf{x} \quad (18)$$

通过非线性最小二乘法方法即可解得相邻激光帧间的误差。该误差约束能够使得 LIDAR 在结构化场景中观测匹配时, 能够迅速有效地对激光观测数据进行优化。

2.3 自适应初始化

结构化场景中激光帧间容易出现大量误匹配使得激光里程计存在较大误差。针对这一问题设计了一种自适应初始化方法, 将 IMU/轮式里程计紧耦合后估计的里程计与通过激光观测的里程计信息进行松耦合融合。当激光帧间匹配点对点最近邻迭代匹配误差无法收敛时, 系统自适应通过 IMU/轮式里程计紧耦合的导航解算对机器人里程计进行估计, 并对激光帧间匹配的机器人运动模型进行更新来进行激光匹配初始化。

在位置、速度、姿态 (PVQ) 数据采样环节, 通过误差状态卡尔曼滤波^[22]对 IMU 和轮式里程计观测数据进行融合和误差处理。IMU 部分的离散误差状态方程为:

$$\delta \mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1} \delta \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{w}_k \quad (19)$$

其中: $\delta \mathbf{x}$ 是误差状态向量, k 是采样步长, \mathbf{F}_k 是状态转移矩阵, \mathbf{B}_k 是噪声矩阵, \mathbf{w}_k 是采样 IMU 数据时读入的噪声。观测方程可表示为:

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{p}}_k^w - \mathbf{p}_k^w, \mathbf{v}_k^b - \mathbf{R}_o^b \mathbf{v}_k^o, (\mathbf{R}_o^w \mathbf{R}_o^w - \mathbf{I}_3)^\wedge \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_o^b & [\mathbf{v}_k^b]_\times & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I}_3 & 0 & 0 \end{bmatrix} \delta \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{I}_3 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \mathbf{n}_k \quad (20)$$

其中: \mathbf{n} 为观测噪声, $\tilde{\mathbf{p}}^w$ 是 IMU 在世界坐标系下对机器人的位置预测; \mathbf{p}^w 是轮式里程计在世界坐标系下的观测位置。 \mathbf{R}_o^B 是从轮式里程计坐标系到 IMU 坐标系的旋转变换矩阵, \mathbf{R}_o^w 是 IMU 预积分预测旋转在世界坐标系下的变换, \mathbf{R}_o^w 是轮式里程计观测到的旋转并变换到世界坐标系下。 \mathbf{v}^b 和 \mathbf{v}^o 分别表示 IMU 预积分预测的速度和通过轮式里程计观测的速度。

传感器的可靠性在不同的运动状态下可能不同, 例如车轮滑移会导致里程计出现较大的误差, 在此类情况下的 IMU 预估角度信息比里程计更准确。将误差状态卡尔曼滤波融合过程中的 IMU 角度观测噪声和轮式里程计角度观测权重设置如下:

$$\mathbf{n}_{\omega^w} = (\mathbf{R}_o^w \mathbf{R}_o^w T - \mathbf{I}_3)^\vee \times \epsilon \quad (21)$$

其中: \mathbf{n}_{ω^w} 是误差状态卡尔曼滤波过程中角误差的观测噪声, \mathbf{R}_o^w 和 \mathbf{R}_o^w 分别里程计观测和 IMU 积分预测的在世界坐标系下的旋转。 ϵ 是比例系数, 其值一般取 $(0, 0.01]$ 之间。预测姿态与观测姿态之间的误差增大时, 观测噪声也随之增大, 系统会自适应地给 IMU 预测分配更高权重。

2.4 自适应帧间配准

由于地下电缆沟建图没有回环约束, 激光里程计与 IMU 预积分的紧耦合优化只能在路面平坦的电缆沟有较好的效果, 故激光里程计的精确度在本文所设计的 SLAM 系统中非常关键。激光里程计主要根据相邻激光帧的配准得到。激光里程计的精确度主要受到以下两点损失:

1) 地下电缆沟路面布满诸如瓦砾、沙坑以及较为陡峭的上下坡。巡检机器人在该环境下进行巡检时, 激光雷达器件物理抖动剧烈。当机器人经过沙坑或上坡时, 甚至存在大量激光点打地等情况, 导致帧间误差急剧增加, 从而严重影响里程计精度。

2) 地下电缆沟内部主要由电缆支架、电缆支架上放置电缆线的平行墙两侧的结构; 由于激光点云仅有场景结构的位姿信息, 不具备特征描述信息, 即便巡检机器人在行进过程中不出现激光点打地或天花板这种较为严重情况, 但场景高度结构化和纹理重复也会造成激光帧间误匹配, 使得基于激光帧间匹配获得相对位姿约束后拼接获得的地图不可避免的出现退化和尺度误差。

本文提出一种自适应的帧间配准方法来应对上述两种

情况。主要有以下两个步骤组成：

1) 数据预处理：将机器人载体坐标系定义为 B ，IMU 坐标系与机器人坐标系保持一致，世界坐标定义为 W ，世界坐标系 z 轴坐标与世界坐标系下的重力方向对齐。记录第一帧激光帧 IMU 解算得到的姿态。

2) 自适应配准。通过 3 个状态量的对比筛选，状态量一为步骤 2 在基于上一帧激光雷达数据的位姿上进行 IMU 积分得到的预测位姿 $T_I = [q_{w B_i}^W, P_{B_i}^W]$ 、状态量二为激光雷达帧间配准得到的观测位姿 $T_L = [q_{B_i}^W, P_{B_i}^W]$ ，状态量三为机器人初始姿态 $T_0 = [q_{B_i}^W, 0]$ 。具体筛选以及相应处理方式如图 2 所示。

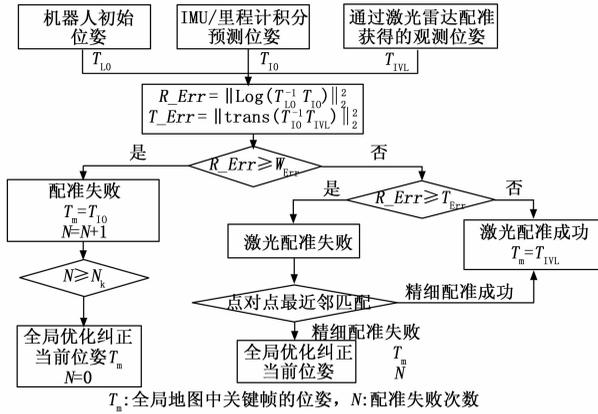


图 2 自适应帧间配准

W_{Err} 和 T_{Err} 分别是旋转误差和平移误差能够允许容忍的阈值设置范围，可以根据场景大小、机器人尺寸、各传感器精度和地图精度需求等实际具体的参数指标进行适当范围的调整， N_k 它是进行后端全局优化的阈值，由处理器的性能、建图速度和其他硬件的性能决定。通过原始数据处理和耦合约束之后，计算获得当前的旋转误差和平移误差值，并进行阈值判断。

在滑动窗口内，当最近俩激光关键帧间的 W_{Err} 和 T_{Err} 都低于阈值时，激光配准状态良好即可认为关键帧位姿 T_M 为激光观测位姿 T_L 。而激光关键帧间的旋转误差超过阈值时，即认为当前激光关键帧的位姿信息 T_L 已经不可靠，将对应时间的惯性导航解算位姿 T_I 赋值给 T_M ，进行局部位姿优化并记录优化次数。当旋转误差低于阈值时，再对平移误差进行阈值判断，超过阈值时即通过点对点最近邻匹配方法对位姿进行重新修正。当点对点最近邻匹配失败或局部优化次数超过阈值 N_k 时，启动全局位姿优化线程进行全局位姿优化。

3 实验结果与分析

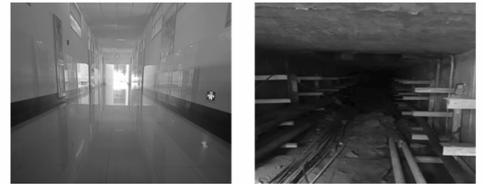
3.1 实验场地设置以及实验过程

本文设计的实验主要针对所设计的 SLAM 系统能否在地下电缆沟此类长通道且具有结构化场景中，完成高精度全局静态地图构建和准确定位。

所有实验在同一个差速机器人进行，使用 Jetson-Xavi-

er-NX 作为核心处理器，加载 Ubuntu-18.04 环境并搭建了 ROS (Robot Operating System) 系统。传感器主要有频率为 10 Hz 的单线二维激光雷达，频率为 200 Hz 的 9 轴惯性测量单元。

实验所选取的场景为长走廊和地下电缆沟。长走廊的通行宽度为 5 m，BEV 视角为“几”字型结构，并且具有地面平整度良好和场景结构化的特点。地下电缆沟实验场景为湖南省电力公司下辖某市供电局负责的电缆沟某工作段，该段的路面存在大量碎石，通行能力较差，巡检难度较高。如图 3 所示。



(a) 室内长走廊 (b) 地下电缆沟

图 3 实验场景

为了验证定位性能，用手柄控制机器人在场景中进行原始数据采集。机器人机体携带装置接收全球导航卫星系统位置信息 (GNSS, global navigation satellite system) 并通过布置固定站和以机器人为流动站构建实时动态载波相位差分技术环境 (RTK, real-time kinematic)，进行机器人位姿评估组合导航定位并作为实验真实轨迹对定位和建图效果进行评估。

3.2 实验结果对比与分析

首先验证在平坦路面结构化场景下的定位性能，采用经典滤波方法 Gmapping 算法和 hector 算法，以及基于图优化的 Cartographer 算法和 karto 方法作为对比算法进行定位评估，在室内长走廊的实验效果如图 4 所示。

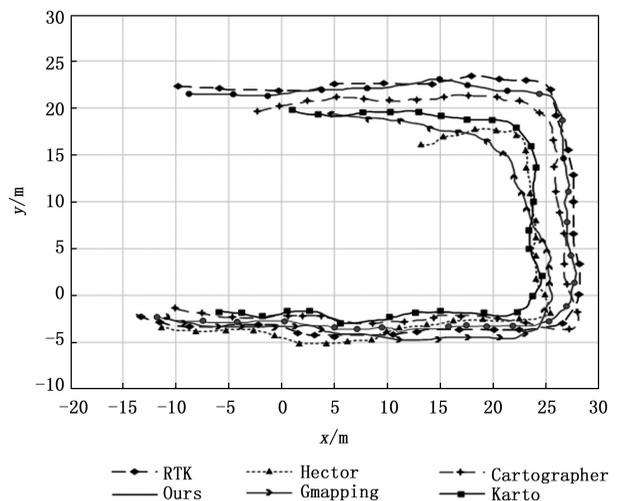


图 4 室内长走廊场景中的机器人运动轨迹

由图 4 可以看出，基于图优化的算法在拐角较少的长结构化底纹场景中定位时的误差勉强维持在可用范围内，但在拐角区域由于没有回环进行累积误差的约束使得定位

开始不受控制的跑偏。而我们设计的系统在线性结构化较多的场景和角点结构化较多的场景中都有很好的响应速度,即使在通过拐角时由于相机特征提取模糊导致定位精度出现小波动,但也会快速进行优化修正并抑制误差的累积。

此外,本文所设计的 SLAM 系统在传感器数据融合方面,特别将机器人的轮式里程计与底盘搭载的 IMU 进行紧耦合来对 IMU 运动估计的速度残差进行约束。为了评估实际应用效果。在地下电缆沟选取一段 GPS 接收频率能够保持长时间稳定且路面平整度较差的路段进行测试实验。以组合导航对机器人的位置观测为真实对照位置数据,分别对添加速度约束的算法效果进行评估。机器人的位置验证效果如图 5 所示。

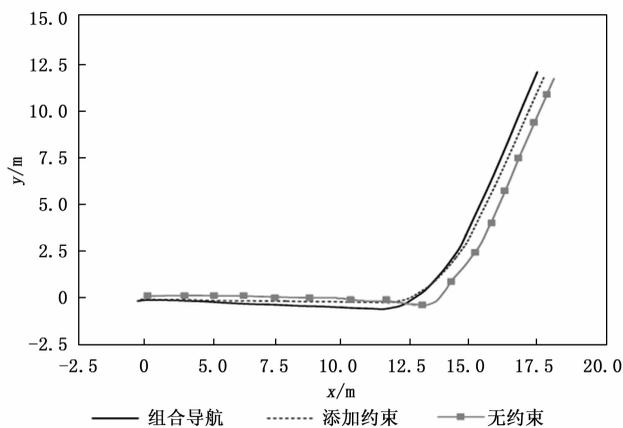


图 5 地下电缆沟场景中的机器人位置信息

在轮式里程计和 IMU 通过紧耦合添加速度残差约束后,可以直观发现位置误差相比未添加前有了明显的降低。进一步验证,以组合导航为真值,通过 EVO 工具对里程计进行绝对轨迹误差(APE)评估。添加约束的误差均值和均方根分别为 0.17 和 1.02,无约束时的误差均值和均方根分别为 0.36 和 2.18,数值分析上也可发现通过添加约束能够降低里程计的误差。由于机器人使用的是差分运动方式,通过编码器控制左右轮的速度差进行偏航和运动,对机器人的速度进行运动分解,机器人 Y 轴方向的线速度分量观测记录如图 6 所示。

由图 4 的实验效果可以发现,通过紧耦合思路使轮式里程计对底盘 IMU 进行速度残差约束,在路面平整度复杂的地下电缆沟结构化场景中,差分机器人在理想情况下,机器人的 y 轴的线速度观测理应为 0。IMU 与轮式里程计观测数据耦合能够十分明显的抑制 Y 方向的速度残差,这主要是由于使用轮式里程计对 IMU 运动估计的速度残差进行约束时,IMU 对机器人的运动估计极易受到外部环境干扰而发生偏移,使得在 Y 轴线速度观测出现高频且明显的非 0 值波动。而轮式里程计对线速度的 Y 方向的观测量为定值 0,通过紧耦合将 IMU 运动估计的 Y 轴方向的线速度进行强约束,使得传感器对机器人的速度观测的 Y 轴线速度保持极小的残差,通过很小的计算量就能够有效地优化机器人在路面平整度较差的场景中的定位效果。

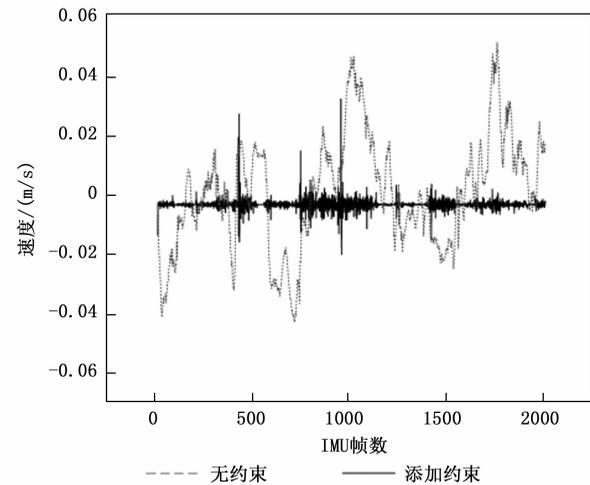
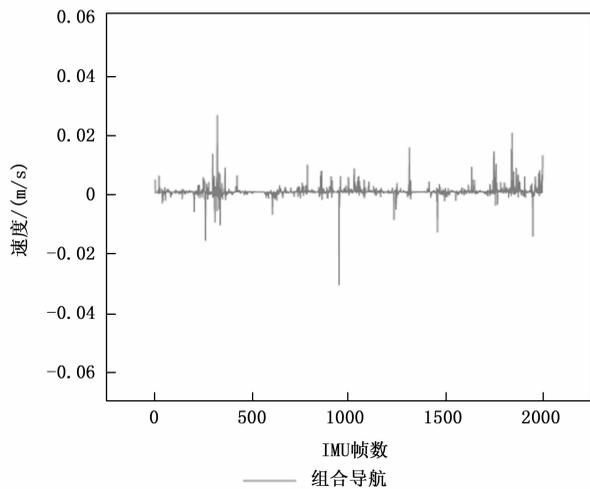


图 6 机器人 Y 轴方向的线速度

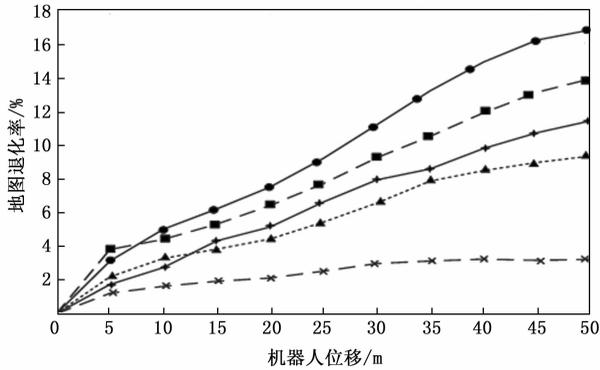
在实验验证算法对地图退化的抑制效果时,为了保证实验的科学性和可信性,对每组实验的每个类别都进行 5 次无回环的数据采集并录制数据集。在实验结果评估时,去除最大和最小值后,将剩余的三组实验结果的平均地图退化率作为建图效果评估指标。在随机选取的 3 段场景总长度各为 30 m 的地下电缆沟场景下,不同算法和不同运动速度的地图退化率如表 3 所示。

表 3 构建地图的退化率 %

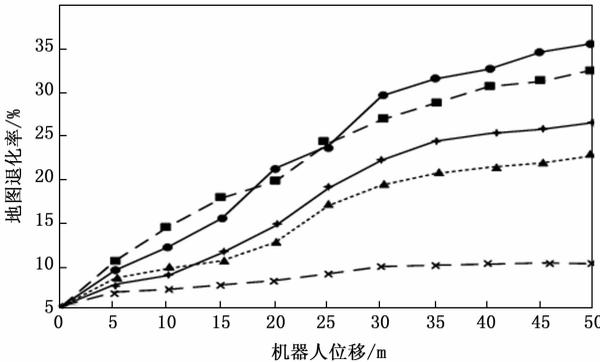
V/(m/s) \ 算法	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
Gmapping	9.23	13.32	16.85	19.59	21.43
Hector	11.19	16.23	19.14	21.68	24.17
Karto	7.92	9.67	13.42	15.14	16.78
Cartographer	6.55	7.71	10.15	12.54	13.91
本文算法	2.97	3.23	3.75	4.21	4.54

由表 3 可以分析,在地下电缆沟这类路面不平整的结构化场景中,基于滤波的 Hector 算法和 Gmapping 算法以及基于图优化的 Karto 算法和 Cartographer 算法,无论机器人是低速还是高速运动,都已经完全不能适用于在该类环境中进行地图构建。选取机器人速度 0.2 m/s, 1.0 m/s 时的原始数据

包进行建图。随着地下电缆沟结构化场景长度的增加，各算法在同一原始数据包下的地图退化率如图 7 所示。



(a) 0.2m/s速度下的地图退化率



(b) 1.0m/s速度下的地图退化率

—●— Hector算法 - - - - Cartographer算法 - · - · Karto算法
 - - - - Gmapping算法 - x - - 本文算法

图 7 地下电缆沟环境下同一速度下各算法随场景增加的地图退化率

实验结果表明，基于滤波的 Hector 算法和 Gmapping 算法仅在 5 m 内勉强能够构建还算可用的地图；基于图优化的 Karto 算法和 Cartographer 算法从图中也可以发现，其误差已经超出了能够容忍的范围。本论文提出的算法在地下电缆沟场景下能够具有很强的误差纠正能力，满足二维高精度地图构建的需求。

由于基于 Cartographer 算法在对比算法中的效果相对最好。为了更加直观的说明本算法的优点，在地下电缆沟内使用 Cartographer 算法与本论文的算法进行实验对比，对比效果如图 8 所示。

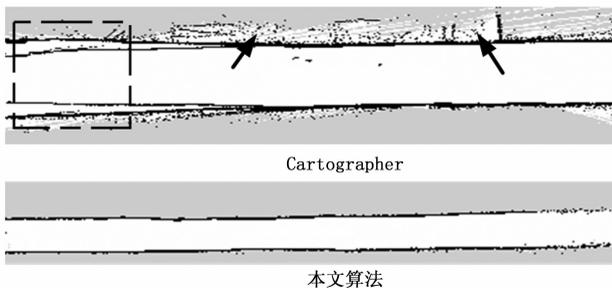


图 8 地下电缆沟建图效果

在图 8 的矩形区域内，可以很直观地发现 Cartographer 算法出现了地图退化和偏移现象，这是由于 Cartographer 算法是一种依赖回环约束的图优化算法，在地下电缆沟内无法构建高精度的静态二维地图。此外，在箭头指向处出现大量激光点散打的问题，说明基于松耦合的 Cartographer 算法在路面通行能力复杂的地下电缆沟中，无法很好地约束和修正因机器人刚体抖动时出现的传感数据误差。而本文算法构建的地图在平滑性和点云质量上相比较依赖回环检测的算法更好，能够满足地下电缆沟的建图和定位的精度要求。

实验验证了算法在地下电缆沟中的应用效果，通过机器人系统自身就携带的 IMU 和轮式编码器与激光雷达传感器进行多传感器融合，在定位和地图构建的精度上都远优于当前主流二维激光雷达融合算法，能够抑制地图退化和变形鬼影等误差。此外，通过自适应初始化和轻量级的帧间配准方法，在较小的计算代价下，就能极大的增加在工程应用中的鲁棒性和实时性。目前算法针对的是地面的障碍物，但在实际应用时也有可能出现路面长距离连续大角度倾斜的极端情况，需要进一步在该类极端场景中进行算法优化和完善。

4 结束语

本文针对地下电缆沟结构化特征和路面不平，在不依赖回环约束和 GPS 先验的机器人工作状态下基于 Lidar \ Imu 紧耦合融合方案对结构化严重且无回环的电缆沟环境进行基于平坦路面高精度建图。通过 IMU 与轮式编码器进行紧耦合融合对图优化中底盘的运动残差的速度因子进行约束，一方面实现了机器人的预测位姿估计，另一方面为机器人剧烈运动而导致激光雷达产生晃动时进行自适应帧间配准选取。实验结果表明，本文所设计自适应高精度建图方案能够适应于地下电缆沟环境，能为路径规划和巡检等其他应用提供支撑，具有一定的应用价值。

参考文献：

- [1] 黎 坚. 浅谈中等城市架空线路改为地下电缆的必要性与可行性 [J]. 中国高新技术企业, 2012 (29): 158-160.
- [2] 李 可, 刘志廉, 高 伟. 城市电网高压电缆地下敷设必要性及常见问题解析 [J]. 电气应用, 2014, 33 (4): 63-67.
- [3] 官余龙. 电网规划相关问题分析与思考 [J]. 技术与市场, 2015, 22 (1): 118.
- [4] 梁 伟. 电力电缆爆炸原因分析及解决方法研究 [J]. 江西电力, 2017, 41 (2): 45-48.
- [5] 汪 喆. 智能巡检机器人关键技术与应用方案 [J]. 城市轨道交通研究, 2023 (s1): 102-105.
- [6] LIU H M, ZHANG G F, BAO H J. A survey of monocular simultaneous localization and mapping [J]. Computer-Aided Design and Compute Graphics, 2016, 28 (6): 855-868.
- [7] AHMED F M, MASOOD K, FREMONT V, et al. Active SLAM: a review on last decade [J]. Sensors, 2023, 23 (19): 8097.
- [8] 尹艺杰, 李 宁, 王 超. 基于多传感器融合的同步定位与建

图方法研究 [J]. 传感器与微系统, 2023, 42 (8): 54-57.

- [9] 孙海波, 童紫原, 唐守锋, 等. 基于卡尔曼滤波与粒子滤波的 SLAM 研究综述 [J]. 软件导刊, 2018, 17 (12): 1-3.
- [10] 梁明杰, 闵华清, 罗荣华. 基于图优化的同时定位与地图构建综述 [J]. 机器人, 2013, 35 (4): 500-512.
- [11] 徐晓苏, 代 维, 杨 博, 等. 室内环境下基于图优化的视觉惯性 SLAM 方法 [J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25 (3): 313-319.
- [12] 肖慧慧, 樊绍胜, 何 瑛, 等. 地下电缆沟智能巡检机器人导航避障技术研究 [J]. 控制与信息技术, 2022 (4): 17-22.
- [13] GRISETTI G, STACHNISS C, BAURGABD W. Improves techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23 (1): 34-36.
- [14] 凌志勇, 唐名锋, 胡九龙, 等. 电缆沟巡检机器人运动控制系统与定位研究 [J]. 大众用电, 2021, 36 (1): 28-30.
- [15] 赵 芸, 赵 敏. 移动机器人 CartographerSLAM 建图改进研究 [J]. 软件导刊, 2021, 20 (4): 69-74.
- [16] 李振拯, 丁恩杰, 王戈琛. 基于 LiDAR-IMU 松耦合的同时定位与建图方法 [J]. 传感器与微系统, 2022, 41 (4): 36-39.

(上接第 247 页)

技术的原理和使用方法。伪随机数的使用保证了信号的随机性, 使得信号不容易被侦收破译; 扩频技术除了增加信号的扩频增益外, 也可以提高信号处理的灵敏度; 加密算法是本技术的核心部分, 本文重点从密钥产生、信号产生、信号解码进行了论述, 并对算法的安全性进行了分析; 最后使用了检验码来保证信号传输的正确性。

激光敌我识别是一种非常有挖掘潜力的新型敌我识别方式, 从未来的战争走势来看, 激光敌我识别会在现代信息化战争中发挥不可替代的作用, 而本文提出的基于加密模式的激光敌我识别技术从工程应用出发, 在设计时充分考虑了这方面的因素, 是一种易实现的技术。在实际使用时可根据系统要求及选用的元器件进行适当改进后应用到工程中。

参考文献:

- [1] 尹福昌. 激光敌我目标识别 [J]. 光学精密工程, 1994, 2 (3): 36-40.
- [2] 李东源. 激光敌我识别及其对抗技术 [J]. 光电对抗与无源干扰, 2001, 4: 4-6.
- [3] 林 锁, 褚莉莉, 王运东, 等. 激光敌我识别技术 [J]. 光电对抗与无源干扰, 2001, 3: 19-21.
- [4] 尚卫东. 激光敌我识别技术及发展 [J]. 激光技术, 2002, 1: 21-22.
- [5] 叶玉丹, 王殿左. 激光敌我识别系统 [J]. 光电技术应用, 2005, 20 (1): 10-13.
- [6] 张大伟, 邵英海, 左 垒. 基于线性同余法的伪随机数产生算法 [N]. 辽东学院报, 2018, 25 (3): 201-206.
- [7] 鲍 龙, 刘宏立. 新的基于 D-序列的随机数产生器 [J]. 计算机应用, 2014, 34 (7): 1919-1922.

- [17] 蔡英凤, 陆子恒, 李祎承, 等. 基于多传感器融合的紧耦合 SLAM 系统 [J]. 汽车工程, 2022, 44 (3): 350-361.
- [18] DWIJOTOMO A, RAHMAN M A A, ARIFF M H M, et al. Cartographer SLAM method for optimization with an adaptive multi-distance scan scheduler [J]. Applied Sciences, 2020, 10 (1): 347.
- [19] TONG Q, PEILIANG L, SHAOJIE S. VINS-Mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34 (4): 1004-1020.
- [20] SHAN T, ENGLLOT B, MEYERS D, et al. Lio-sam: tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping [C] //2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2020: 5135-5142.
- [21] JIANFEI Q, ENHUI Z, ZEHAI Z. Multi-sensor fusion SLAM method for underground power pipe gallery [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2477 (1): 012070.
- [22] MICHAEL B D, HEBA K, PHILLIP N, et al. Computationally efficient adaptive error-state Kalman filter for attitude estimation [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18 (22): 9332-9342.
- [8] 李国鸿, 梁 红. 一种 K 分布随机数产生方法 [N]. 系统仿真学报, 2007, 19 (2): 448-450.
- [9] 李超锋, 向胜军. 多维离散 Walsh 变换快速算法设计 [J]. 微计算机应用, 2006, 27 (1): 111-113.
- [10] 卢 力, 施保昌, 田金文, 等. 一类特殊的离散 Walsh-Haar 变换的快速算法 [N]. 华中科技大学学报, 2005, 33 (10): 80-82.
- [11] 王 刚, 韦志棉. 最小正交误差 Walsh 序列信号源的 FPGA 实现 [J]. 无线电工程, 2007, 37 (10): 50-52.
- [12] 祁传达, 谢 晓, 邵 辉, 等. 布尔函数的迹 Walsh 谱 [J]. 数学的实践与认识, 2015, 45 (18): 161-166.
- [13] 郭黎利, 张 昕, 林继华, 等. 沃尔什 (Walsh) 码的频谱特性分析 [N]. 哈尔滨工程大学学报, 2003, 24 (5): 552-555.
- [14] 刘海峰, 陶建萍. 基于改进 AES 的一次一密加密算法的实现 [J]. 科学技术与工程, 2019, 19 (13): 146-150.
- [15] 张诗永, 陈恭亮, 范 磊, 等. G-AES 算法 [N]. 密码学报, 2014, 1 (2): 187-199.
- [16] 王文功, 于松林, 李玉峰, 等. 基于 SHA-1 算法的硬件设计及实现 [J]. 电子设计工程, 2017, 25 (4): 14-17.
- [17] 杨运甫, 陶 然, 王 越, 等. 一种 GSM 无源雷达信号模型及模糊函数性质研究 [N]. 电子学报, 2005, 33 (6): 1048-1052.
- [18] 陈 伟, 杨义先, 钮心忻. A5/1 算法可抵抗相关攻击的改进方法 [J]. 北京邮电大学学报, 2006, 29 (4): 119-122.
- [19] 魏国珩, 周学广, 徐建桥. 基于 IDEA 算法的数据软加密性能分析 [J]. 计算机与数字工程, 2007, 35 (11): 62-65.
- [20] 李丽欣. HDTV 中的 RS 纠错译码设计 [J]. 泰山学院学报, 2005, 27 (3): 49-50.
- [21] 许晶晶, 柯熙政. RS 纠错码技术的一种应用 [J]. 宇航计测技术, 2005, 25 (3): 41-44.
- [22] 王 梦, 刘 原, 李 明. 基于 DVB 的 RS 纠错码译码器的设计 [J]. 科技资讯, 2006, 14 (23): 17.