引文格式:陈锐志,吴源,李维,等.面向复杂室内退化场景的多源融合机器人定位方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(10):2196-2205.DOI:10.13203/j.whugis20260352

Citation:CHEN Ruizhi,WU Yuan,LI Wei,et al.A Multi-source Fusion Robot Localization Method for Complex Indoor Degraded Scenarios[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(10):2196-2205.DOI:10.13203/j.whugis20260352

面向复杂室内退化场景的多源融合机器人定位方法

陈锐志[1,2] 吴 源[3,4] 李 维[2] 马 然[5] 陈 亮[6]

1 香港中文大学(深圳)人工智能学院,广东 深圳,518172
2 香港中文大学(深圳)数据科学学院,广东 深圳,518172
3 中煤科工集团重庆研究院有限公司,重庆,400039
4 煤矿灾害防控全国重点实验室,重庆,400030
5 广州南方测绘科技股份有限公司,广东 广州,510000
6 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079

摘 要:针对复杂室内环境中单一传感器定位易失效、信号退化与地图特征不足等问题,提出了一套面向复杂场景的多源融合机器人定位方法。构建了融合里程计、音频测距与单线激光雷达点云匹配的机器人定位系统。通过解耦实时位姿输出与准静态参数标定的动态在线标定框架,规避传统滤波方法中时间延迟和参数耦合导致的位姿投影误差与标定发散;同时引入鲁棒损失函数构建自适应加权音频定位算法,有效抑制多径和非视距误差。在机器人定位框架中利用滑窗优化与粒子滤波实现里程计、音频测距和激光雷达地图匹配的稳健融合,有效提升了在特征退化和局部盲区下的连续性和鲁棒性。实验表明,所提方法在复杂室内环境下可实现稳定、连续且高精度的机器人自定位,为低成本移动平台在真实场景中的高可用导航提供了有效方案。

关键词:室内定位;音频测距;多源融合;粒子滤波;动态在线标定;鲁棒估计;机器人导航

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-09-18

DOI:10.13203/j.whugis20260352 **文章编号**:1671-8860(2026)10-2196-10

A Multi-source Fusion Robot Localization Method for Complex Indoor Degraded Scenarios

CHEN Ruizhi[1,2] *WU Yuan*[3,4] *LI Wei*[2] *MA Ran*[5] *CHEN Liang*[6]

1 School of Artificial Intelligence, The Chinese University of Hong Kong (Shenzhen), Shenzhen 518172, China
2 School of Data Science, The Chinese University of Hong Kong (Shenzhen), Shenzhen 518172, China
3 China Coal Technology and Engineering Group Chongqing Research Institute, Chongqing 400039, China
4 State Key Laboratory of Coal Mine Disaster Prevention and Control, Chongqing 400030, China
5 Guangzhou South Surveying and Mapping Technology Co., Ltd., Guangzhou 510000, China
6 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: **Objectives**: Multi-sensor fusion localization is widely used in indoor robot navigation. To overcome the brittleness of single-sensor localization in complex indoor environments with severe signal degradation and weak map features, this study designs a unified multi-source fusion localization framework. **Methods**: A robot localization system is constructed by integrating three complementary modalities: wheel/inertial measurement unit odometry, acoustic ranging, and single-line light detection and ranging (LiDAR) scan matching. A dynamic online calibration framework is proposed to decouple real-time pose output from quasi-static parameter estimation, which avoids the time-delay-induced projection errors and the diver-

基金项目:煤炭重大专项(2025ZD1700803);湖北省重点研发计划(2025BAB023);江苏省科技重大专项(BG2024003);广东省科学技术厅、香港中文大学与香港中文大学(深圳)"1+1+1"联合资助计划(Nr.2025A0505000062)。

第一作者:陈锐志,博士,教授,芬兰科学与人文院院士,研究方向为空间智能、室内外无缝定位、卫星导航。chenruizhi@cuhk.edu.cn

通信作者:吴源,博士,助理研究员。yuan.wu@whu.edu.cn

gence of coupled filtering that are common in classical approaches. A robust-loss-based adaptive weighted acoustic localization module is then embedded to suppress multipath and non-line-of-sight errors. On top of these modules, a particle-filter-based fusion algorithm with sliding-window optimization is built to fuse odometry, acoustic range and LiDAR map matching with adaptively determined observation confidence. **Results:** Experiments in long corridors, weak-feature regions, occluded zones and acoustic-degraded areas show that the proposed system significantly reduces long-term drift and abnormal jumps compared with odometry-only and acoustic-ranging-only localization methods. **Conclusions:** The proposed multi-source fusion scheme achieves stable, continuous and high-precision robot self-localization in complex indoor environments, and offers an effective solution for high-availability navigation on low-cost mobile platforms.

Key words: indoor localization; acoustic ranging; multi-source fusion; particle filtering; dynamic online calibration; robust estimation; robot navigation

室内定位与导航是支撑智能服务、机器人协同与位置服务的关键基础设施。随着移动终端、服务机器人等应用的快速发展,室内定位面临的实际需求已从单一精度指标转向连续性、精度与鲁棒性并重的综合性能[1]。典型应用场景涵盖医院、商场、展馆、交通枢纽及地下空间等,定位系统需在满足亚米级乃至分米级精度的同时,具备抗遮挡、多径抑制与持续可用的能力。近年来,智能手机与微机电系统(micro-electro-mechanical systems, MEMS)传感器紧耦合定位方案[1]以及声学自校准定位系统[2]等新型技术的涌现,推动了低成本室内定位技术的快速发展,多传感器数据融合策略因而受到越来越广泛的关注[3-5]。

在多源感知领域,激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)、惯性测量单元(inertial measurement unit,IMU)、轮式里程计与音频测距等传感器的互补特性已得到深入研究。LiDAR里程计与建图(LiDAR odometry and mapping,LOAM)及其改进方法借助几何特征、回环检测与地图约束提升定位精度[6-7]。Fast-LIO2等方法强调紧耦合滤波在嵌入式平台上的实时处理能力[8]。Livox方案则拓展了小视场LiDAR在复杂场景中的适用性[9]。这些研究表明,融合异构感知与环境约束建模是提升定位可靠性的有效途径[10]。

室内环境中普遍存在的信号退化问题严重制约着定位系统的实用性。轮式里程计虽能提供高频平滑的短时运动估计,但长期运行存在显著累积漂移[11]。音频测距可提供绝对位置参考,但易受多径和非视距传播影响[12]。LiDAR地图匹配在环境结构稳定时效果良好,但在弱特征、动态障碍与局部盲区中容易失效。单一传感器难以在连续性、精度与鲁棒性3个方面同时满足复杂室内场景的需求[13]。

面向复杂室内场景的高精度定位需要兼顾精度、连续性与可靠性[14],利用多源观测的互补性是满足上述需求的重要途径[15]。在激光定位中,结合正态分布变换与线面迭代最近点并根据环境特征选择配准策略,有助于提高激光同步定位与地图构建的环境适应性[16]。利用室内圆柱特征及其几何约束,可实现激光雷达全局定位与回环检测[17]。然而,当音频非视距传播、里程计累积漂移与单线激光地图特征不足同时存在时,仍需在统一估计框架下协调不同观测的作用,在保持高频位姿输出的同时抑制局部异常与长期漂移。为此,本文融合里程计的高频相对运动约束、音频测距的全局位置参考与LiDAR点云匹配的几何约束,围绕坐标系动态在线标定、异常音频观测抑制与多源观测置信度自适应调节,构建面向复杂室内退化场景的机器人融合定位方法。

本文的主要贡献包括:(1)提出一种解耦实时位姿输出与准静态标定参数的动态在线标定框架;(2)设计基于鲁棒损失函数的自适应加权音频定位方法;(3)建立基于粒子滤波的多源融合定位模型,实现3种传感数据的稳健融合。

1　系统总体框架

机器人自主导航的可靠性与准确性归根结底取决于其在统一导航坐标系(n系)下对本体坐标系(b系)与环境空间关系的实时感知能力。路径规划、动态避障与地图更新等关键功能均依赖于从b系到n系的实时位姿变换T_b^n。在真实室内复杂环境中,单一传感器难以同时满足高频输出、绝对定位与环境适应3个方面需求,因此采用里程计、音频测距和LiDAR点云匹配的多源融合框架。

传统思路通常采用滤波算法将里程计与音

频定位融合,并以滤波结果作为实时位姿输出。然而该方案存在两个关键缺陷:(1)音频测距更新存在时间延迟,导致实际位姿与估计位姿之间产生明显滞后。(2)在状态与参数耦合估计时,若激励不足,滤波容易发散,这在低成本平台和退化场景中尤为突出。为此,本文提出一种解耦框架,将实时位姿估计与准静态参数标定分离,表达式如下:

$$T_b^n = T_o^n \cdot T_b^o \tag{1}$$

式中,T_b^o由高频里程计积分得到,用于保证实时输出与短期平滑性;T_o^n为里程计坐标系到导航坐标系的静态转换关系,通过后台异步标定实现,避免实时滤波器对该参数产生不必要的动态响应。

本文提出的融合定位系统框架如图1所示,融合定位系统主要包括4个模块:里程计模块、音频定位模块、动态标定模块和融合定位模块。系统上电后,里程计与音频定位模块同时工作,分别提供高频相对运动估计与全局定位估计。随后,动态标定模块利用两者的历史观测数据,对T_o^n进行初始化与持续修正。融合定位模块将里程计输出、音频测距结果与LiDAR地图匹配结果统一到导航坐标系中,输出最终位姿。若地图匹配条件可用,则用点云匹配结果修正融合结果,并进一步反馈到动态标定模块,以保证长期一致性。

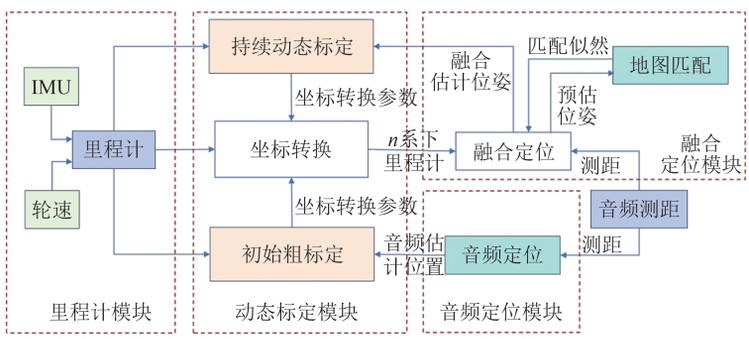


图1 基于里程计、音频测距和LiDAR点云匹配的融合定位系统框架

Fig. 1 Fusion Localization Framework Based on Odometry, Acoustic Ranging and LiDAR Point Cloud Matching

该框架的优势可归纳为4个方面:(1)里程计保证了高频与短期相对位姿的连续性;(2)音频测距提供了环境无关的全局位置约束;(3)LiDAR地图匹配为系统提供高精度的全局修正;(4)动态在线标定将长期漂移转换为后台参数优化问题,避免了实时状态估计带来的延迟与不稳定。

2 多源融合机器人定位方法

2.1 问题建模与系统目标

设机器人在导航坐标系下的二维位置为$\boldsymbol{P}=[x,y]^{\mathrm{T}}$,其到$M$个已知位置的音频信标$\boldsymbol{A}_j=[x_j,y_j]^{\mathrm{T}}$的距离观测为$\tilde{d}_j$。在不考虑测距误差的理想情况下,距离观测值等于真实距离,即:

$$d_j=\|\boldsymbol{P}-\boldsymbol{A}_j\|=\sqrt{(x-x_j)^2+(y-y_j)^2} \tag{2}$$

式中,d_j为真实距离,$j=1,2,\cdots,M$。由于室内多径与非视距传播的影响,观测值中常出现粗大误差,使标准最小二乘解严重偏离真实位置。为此,对每个观测定义残差:

$$\varepsilon_j=\tilde{d}_j-\|\boldsymbol{P}-\boldsymbol{A}_j\| \tag{3}$$

则定位问题可转化为鲁棒最小二乘问题:

$$\min_{\boldsymbol{P}}\sum_{j=1}^{M}\rho(\varepsilon_j) \tag{4}$$

式中,$\rho(\cdot)$为鲁棒损失函数,用于抑制异常值对解的污染。通过带权重的迭代重加权最小二乘方法,可将该问题转化为:

$$\min_{\boldsymbol{P}}\sum_{j=1}^{M}w_j^{(k-1)}(\varepsilon_j^{(k)})^2 \tag{5}$$

式中,$w_j^{(k-1)}=\dfrac{\psi(\varepsilon_j^{(k-1)})}{\varepsilon_j^{(k-1)}}$,$\psi(\cdot)$为影响函数。该方法可在保留正常观测信息的同时,抑制大残差对解的过度影响。

2.2 自适应加权音频测距定位

音频测距中的异常值通常由多径反射和非视距传播导致,表现为测距残差明显偏离正常分布。为了在不丢失有效观测信息的前提下抑制粗差,本文采用鲁棒加权策略,并针对不同误差等级设计自适应权重函数。常见的鲁棒权重函数包括Tukey、Huber、Cauchy、Fair、Welsch和Andrews等。不同函数对大残差的抑制程度不同,适用场景也有所差异。Tukey权重对离群值抑制强,适合显著非视距场景;Huber权重在小残差不变时对较大残差平稳衰减,适合中等噪声环

境;Cauchy 和 Welsch 等函数对严重异常值更敏感,能有效降低粗大误差影响;Fair 和 Andrews 则适用于异常值相对较少的环境。

在实际定位中,系统根据历史残差的统计特征动态选择合适的鲁棒权重函数,并根据测距质量更新阈值参数,从而实现自适应加权。该机制使音频定位模块在复杂多径环境中仍能维持较高的稳定性,为后续融合定位提供可靠的绝对观测。

2.3　里程计坐标系动态在线标定

在传统方案中,通常将里程计坐标系到导航坐标系的转换关系作为固定参数一次性估计。然而初始标定受观测噪声影响较大,且里程计的累积漂移会随时间不断增长。因此,本文将该转换参数视为在线标定对象,并采用滑窗优化与加权最小二乘相结合的方法进行连续更新。

设里程计输出的位置向量为 $\boldsymbol{p}_O^o$,其中下标 O 表示里程计,上标 o 表示里程计坐标系。其与导航坐标系(n 系)之间的转换关系可写为:

$$\boldsymbol{p}_O^n=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_o^n & P_0\end{bmatrix}\cdot\begin{bmatrix}\boldsymbol{p}_O^o\\ 1\end{bmatrix} \tag{6}$$

式中,$\boldsymbol{R}_o^n$ 为 o 系到 n 系的旋转矩阵;P_0 为 o 系在 n 系下的位置。考虑里程计累积误差 ΔR^o、ΔP^o 与随机噪声 η,则实际测量可写为:

$$\tilde{\boldsymbol{p}}_O^o=\Delta R^o\cdot(\boldsymbol{p}_O^o-\boldsymbol{\xi})+\Delta P^o \tag{7}$$

式中,$\boldsymbol{\xi}$ 为高斯白噪声。通过代数整理,可将累积误差并入新的有效变换参数:

$$\boldsymbol{p}_O^n=\begin{bmatrix}\tilde{R}_o^n & \tilde{P}_0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\tilde{\boldsymbol{p}}_O^o\\ 1\end{bmatrix}+\boldsymbol{\xi} \tag{8}$$

式中,$\tilde{R}_o^n$ 和 $\tilde{P}_0$ 为当前滑窗内被动态修正的参数。

在二维场景下,坐标系转换参数包含平移 $[\tilde{x}_0,\tilde{y}_0]$ 和航向 $\tilde{\varphi}_0$。将其代入式(8)可得:

$$\begin{bmatrix}\tilde{x}^n\\ \tilde{y}^n\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\tilde{x}^o & -\tilde{y}^o & 1 & 0\\ \tilde{y}^o & \tilde{x}^o & 0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos\tilde{\varphi}_0\\ \sin\tilde{\varphi}_0\\ \tilde{x}_0\\ \tilde{y}_0\end{bmatrix}+\boldsymbol{\xi}+\nu \tag{9}$$

式中,ν 为音频或融合定位的观测噪声。利用多个时刻的观测构建线性方程组,并通过加权最小二乘求解:

$$\hat{\boldsymbol{X}}_w=(\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{H})^{-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{Y} \tag{10}$$

式中,下标 w 表示加权最小二乘估计。求解得到当前窗口内最优的 T_o^n 参数。该过程同时利用历史轨迹与当前观测更新参数,既保留了里程计的实时性,也在后台持续修正长期偏差。

由于机器人在动态与静态条件下的误差统计特性不同,本文进一步考虑了动静误差的异方差建模。动态测量时,里程计误差表现为随机游走,音频观测则受多普勒扰动与多径影响。静态测量时,轮速计的零速输出更可靠,且多次静止观测可通过均值抑制噪声。因此,定义观测方差为:

$$\mathrm{Var}(w_i)=\mathrm{Var}(\xi_i)+\mathrm{Var}(\nu_i) \tag{11}$$

在静态时段中,连续观测均值的方差可进一步下降为:

$$\mathrm{Var}(\bar{w}_i)=\beta\cdot\frac{\sigma_O^2(m+1)(2m+1)}{6m}+\alpha\cdot\frac{\sigma_a^2}{m} \tag{12}$$

式中,$\alpha,\beta\in(0,1)$ 为静态缩放因子;下标 O 和 a 分别表示里程计与音频观测;σ 为观测误差标准差;m 为静止时段内测量次数。通过递归构建协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$,即可实现异方差加权最小二乘,提升参数估计精度。

此外,在实际室内环境中,音频定位常出现非高斯异常值。为此,本文将鲁棒回归与加权最小二乘相结合,使用 Huber 损失进行迭代更新:

$$L_\delta(\varepsilon)=\begin{cases}\dfrac{1}{2}\varepsilon^2, & |\varepsilon|\leqslant\delta\\ \delta\left(|\varepsilon|-\dfrac{1}{2}\delta\right), & |\varepsilon|>\delta\end{cases} \tag{13}$$

式中,$L_\delta(\varepsilon)$ 为 Huber 损失;ε 为观测残差;δ 为为设定的阈值超参数。通过迭代计算 Huber 权重:

$$W_{H,ii}=\min\left(1,\frac{\delta}{|E_i|}\right) \tag{14}$$

式中,下标 H 表示 Huber 权重;ii 表示矩阵的第 i 个对角元素,使得极端出错观测对参数估计的影响被显著抑制;E_i 表示当前迭代中第 i 个观测分量的残差。这一设计确保了在线标定在处理异方差与异常值时仍具备稳健性。

2.4　里程计航向偏差实时自适应拟合

在系统实时运行过程中,里程计的漂移主要集中在航向上。为了在保证实时性的前提下持续校正该偏差,本文采用滑窗估计与线性拟合相结合的方法,算法流程如图 2 所示。

算法维持一个长度为 W 的滑动窗口,每个窗口中包含最近 W 帧里程计与音频/融合定位相对位置对。将窗口内数据输入前述标定模型,可得到一组随时间变化的参数序列 $\boldsymbol{S}_n=[X_1,X_2,\cdots,X_n]$。对其作线性拟合:

$$X_n=A\cdot n+B \tag{15}$$

式中,A 表示漂移速率;B 表示初始偏差。该方法不仅能修正里程计长期漂移,还能对实时参数进行平滑,避免瞬时噪声导致状态突变。

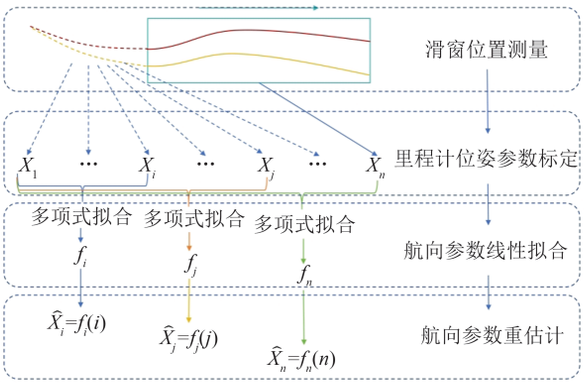


图2 里程计航向偏差实时自适应拟合算法流程

Fig. 2 Flowchart of the Real-Time Adaptive Fitting Algorithm for Odometry Heading Bias

2.5 基于粒子滤波的里程计、音频测距和点云地图匹配融合定位算法

前述动态在线标定方法所获得的精确且持续优化的里程计至导航坐标系转换关系$\tilde{T}_o^n$，构成了融合定位系统的关键基石。它作为连接高频相对运动（里程计）与低频绝对观测（音频测距与激光雷达）的桥梁，使各类异构数据流得以在统一导航坐标系下进行融合与解算。为了最优整合平滑、实时但存在长期漂移的里程计，能提供全局约束但稀疏且含噪声的音频测距，以及精度高但易受环境特征影响的单线激光雷达点云匹配，本研究构建了一个基于粒子滤波的鲁棒融合定位框架。该框架旨在实时、高保真地估计机器人在导航坐标系下的二维位置与航向角。

本系统维护一个由N个带权重粒子组成的集合$\{x_t^{[i]}, w_t^{[i]}\}_{i=1}^N$，用以近似表示机器人在任意时刻$t$的位姿后验概率分布。其中，每个粒子$x_t^{[i]}$代表一个关于真实位姿的假设，而对应的权重$w_t^{[i]}$则量化该假设的置信度，且满足$\sum_i w_t^{[i]}=1$。整个定位过程遵循粒子滤波预测-更新-重采样的递归循环，持续不断地对位姿估计进行精化。

2.5.1 状态与粒子集初始化

粒子状态$\boldsymbol{x}_t^{[i]}$定义为：

$$\boldsymbol{x}_t^{[i]}=[\,p_{x,t}^{[i]}, p_{y,t}^{[i]}, \theta_t^{[i]}]^{\mathrm{T}} \tag{16}$$

式中，p_x、p_y表示二维位置；θ表示航向。系统启动时，若无初始位姿先验，则在地图可通行区域内均匀采样粒子，并将航向在$(-\pi,\pi]$范围内随机生成。若已有先验位姿，则在该位置附近按高斯分布采样，以加速收敛。本文设计中，初始位置由音频定位提供先验，航向则随机初始化。

2.5.2 递归粒子滤波循环

1）粒子分布预测。利用里程计增量进行预测，随机运动模型如下：

$$\boldsymbol{x}_t^{[i]}=\boldsymbol{x}_{t-1}^{[i]}\oplus(\Delta\boldsymbol{u}_t+\boldsymbol{\varepsilon}_s) \tag{17}$$

式中，$\Delta\boldsymbol{u}_t=[\,\Delta x,\Delta y,\Delta\theta\,]^{\mathrm{T}}$为里程计增量；$\boldsymbol{\varepsilon}_s$为随机噪声，其中下标$s$表示运动模型；$\oplus$表示二维位姿复合运算。引入该噪声的目的在于模拟里程计的实际不确定性，使粒子云能够在状态空间中适度扩散，确保对真实位姿的覆盖能力。若在线标定尚未收敛，则采用：

$$\begin{bmatrix} p_{x,t|t+1}^{[i]} \\ p_{y,t|t+1}^{[i]} \\ \theta_{t|t+1}^{[i]} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} p_{x,t}^{[i]} \\ p_{y,t}^{[i]} \\ \theta_t^{[i]} \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} \cos\theta_t^{[i]}\cdot\Delta d \\ \sin\theta_t^{[i]}\cdot\Delta d \\ \Delta\theta \end{bmatrix}+\boldsymbol{\varepsilon}_s \tag{18}$$

式中，Δd和$\Delta\theta$分别为相邻时刻轮式里程计测得的前进位移增量和航向增量。当标定结果稳定后，利用标定参数将里程计增量转换到导航坐标系：

$$\begin{bmatrix} p_{x,t|t+1}^{[i]} \\ p_{y,t|t+1}^{[i]} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} p_{x,t}^{[i]} \\ p_{y,t}^{[i]} \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} \cos\tilde{\varphi}_0 & -\sin\tilde{\varphi}_0 \\ \sin\tilde{\varphi}_0 & \cos\tilde{\varphi}_0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}+\boldsymbol{\varepsilon}_s \tag{19}$$

式中，$\tilde{\varphi}_0$为在线标定得到的航向偏差参数。系统在初期可适当放大噪声水平，以提高对观测的适应性与收敛速度。

2）粒子权重更新。当接收到新的外部观测数据（LiDAR扫描与音频测距）时，系统进入更新阶段。此阶段的核心是根据观测模型$P(z_t|x_t)$，评估每个粒子所代表的位姿假设与真实观测的匹配程度，并据此更新其权重。以$z_{\mathrm{LiDAR},t}$和$z_{a,t}$分别表示时刻t的LiDAR与音频观测，假定两种传感器观测相互独立，则：

$$w_t^{[i]}\propto w_{t-1}^{[i]}\cdot P(z_{\mathrm{LiDAR},t}|x_t^{[i]})\cdot P(z_{a,t}|x_t^{[i]}) \tag{20}$$

为防止乘法下溢，工程中通常在对数域完成更新：

$$l_t^{[i]}=l_{t-1}^{[i]}+\log P(z_{\mathrm{LiDAR},t}|x_t^{[i]})+\log P(z_{a,t}|x_t^{[i]}) \tag{21}$$

式中，l表示对数域概率似然。随后进行归一化，得到更新后的粒子权重。

3）LiDAR点云地图匹配似然。对于LiDAR数据的似然分布，本文采用高效且鲁棒的似然场模型。首先将占据栅格地图离线预处理为距离场地图，令$d_M(p_{j'})$表示变换到地图坐标系后的第j个激光点$p_{j'}$到地图中最近障碍物的距离，其中下标M表示地图距离场，令σ_h为激光点匹配误差的标准差，其观测似然为：

$$P(d_M(p_{j'})|x_t^{[i]})=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_h}\exp\left(-\frac{(d_M(p_{j'}))^2}{2\sigma_h^2}\right) \tag{22}$$

然后,将该扫描中所有点的联合似然写为:

$$P\left(z_{\mathrm{LiDAR},t}|x_t^{[i]}\right)=\prod_{j=1}^{K}P\left(d_M(p_{j'})|x_t^{[i]}\right) \quad (23)$$

式中,K是当前扫描中的激光点总数。该模型能够快速评估每个粒子位姿下激光点到地图障碍物的匹配程度,并为粒子权重提供可靠的几何约束。

4)音频测距似然。音频测距能够提供全局位置约束,其似然形式为:

$$P(d_j|x_t^{[i]})=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_{a,j}}\exp\left(-\frac{(d_j-\hat{d}_j)^2}{2\sigma_{a,j}^2}\right) \quad (24)$$

式中,$\sigma_{a,j}$为第j个音频距离观测的标准差;d_j为实际测距;$\hat{d}_j$为粒子预测距离。所有音频观测的联合似然为:

$$P(z_{a,t}|x_t^{[i]})=\prod_{j=1}^{M}P(d_j|x_t^{[i]}) \quad (25)$$

该项能够将粒子集拉回到全局坐标系中的正确区域,缓解单独依赖LiDAR时可能出现的局部模糊问题。

5)观测置信度自适应调节。在实际融合过程中,LiDAR与音频在不同场景下的可信程度并不相同。为避免某一观测通道压制另一通道,本文在对数域引入调节系数α_l、α_a,则式(21)改为:

$$l_t^{[i]}=l_{t-1}^{[i]}+\alpha_l\log P(z_{\mathrm{LiDAR},t}|x_t^{[i]})+\alpha_a\log P(z_{a,t}|x_t^{[i]}) \quad (26)$$

式中,α_l、α_a可根据当前扫描质量、音频残差与里程计状态实时调整。该机制的本质是动态调整不同观测的有效噪声水平,从而保证数据信息在不同场景下的合理分配。

3　实验与分析

为了验证所提出方法的有效性,本文在典型室内复杂场景中开展了多组机器人定位实验。实验场景包含空旷区域、弱特征区域、障碍物遮挡和音频信号退化区域,覆盖了常见的环境特征退化与观测异常问题。该设置能够较为真实地测试算法在非理想条件下的定位能力。

3.1　实验平台与场景

实验平台如图3所示,采用低成本轮式移动机器人,搭载IMU、轮速计、单线LiDAR与音频测距模块。图3同时给出了实验场景地图与机器人平台的实际搭载配置。图4展示了测试轨迹及其所在实验场景地图,覆盖空旷与复杂遮挡等典型场景,包含直线行驶、转弯、停靠与局部避障等典型运动状态。

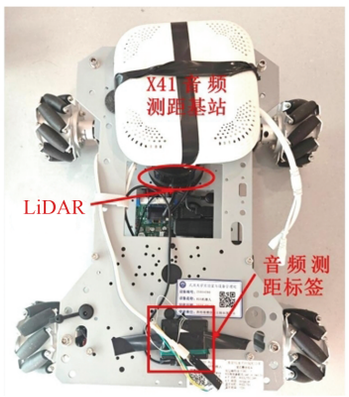


图3　实验测试机器人平台

Fig. 3　Experimental Mobile Robot Platform

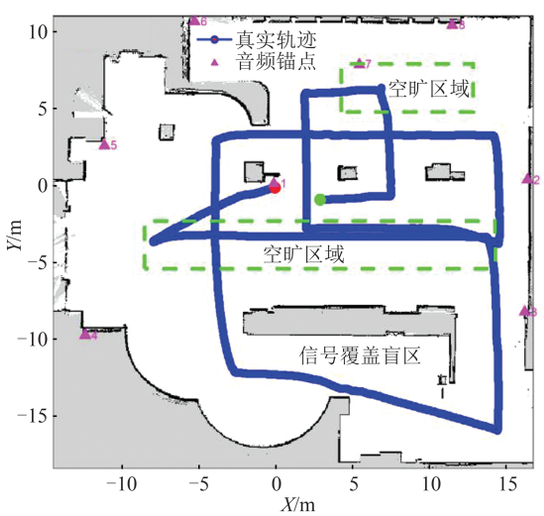


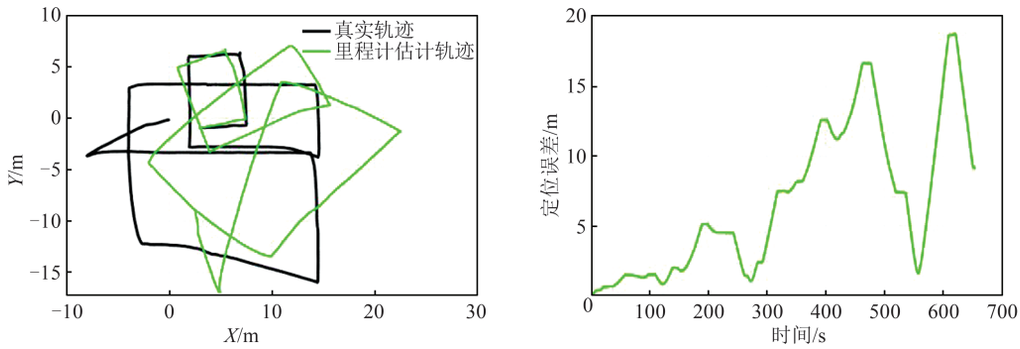
图4　实验场景地图与测试轨迹

Fig. 4　Experimental Scene Map and Test Trajectory

3.2　定位精度与鲁棒性分析

为了定量评估算法效果,本文比较了纯里程计、纯音频定位与本文融合定位方法的误差表现。图5、图6和图7分别展示了纯里程计定位、纯音频定位以及本文融合方法的轨迹跟踪与误差随时间变化曲线,其中PF(particle filter)表示粒子滤波,EKF(extended Kalman filter)表示扩展卡尔曼滤波。结果表明,纯里程计在长时间运行后具有明显的累积漂移;纯音频定位虽具备全局绝对性,但在多径与遮挡条件下表现出明显的异常波动;本文方法在保持高频连续输出的同时,能够显著抑制长期漂移与局部异常值的影响。

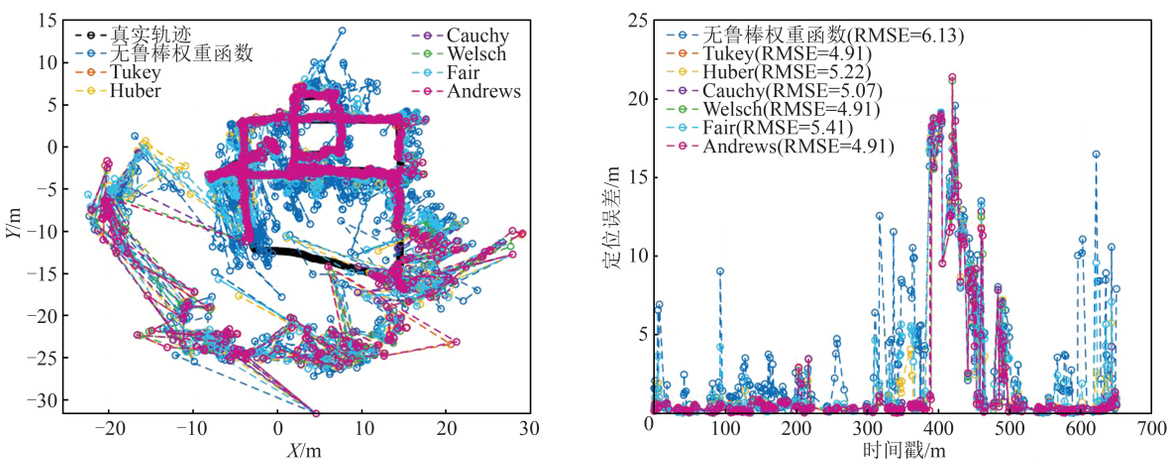
为验证观测模型置信度自适应调节的效果,图8进一步对比了固定与自适应测量方差的融合定位结果。从图8(a)可以看出,在存在明显测量误差时,固定方差方法易产生严重估计错误并难以自动收敛,而自适应方法可实时调整融合权



(a) 里程计输出轨迹 (b) 里程计定位误差随时间变化曲线

图5 纯里程计定位轨迹与误差

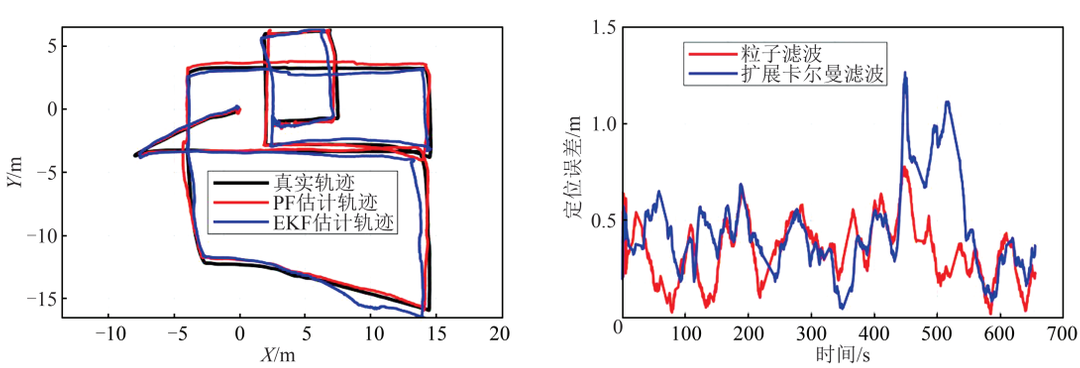
Fig. 5 Output Trajectory and Localization Error of Odometry



(a) 纯音频定位轨迹 (b) 纯音频定位误差随时间变化曲线

图6 纯音频定位轨迹与误差

Fig. 6 Output Trajectory and Localization Error of Acoustic Ranging



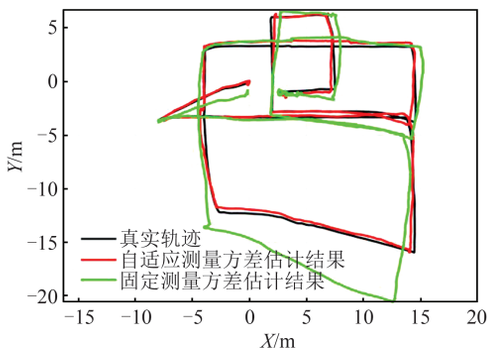
(a) 里程计与音频测距融合定位轨迹对比 (b) 不同融合框架定位误差随时间变化曲线

图7 融合方法定位轨迹与误差

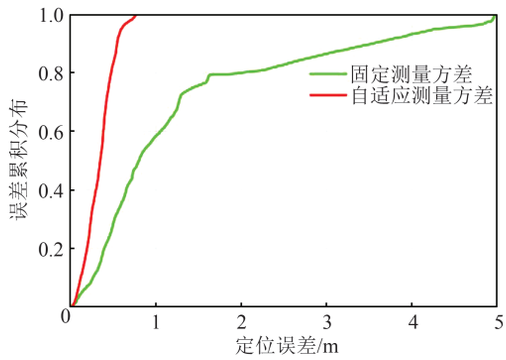
Fig. 7 Output Trajectory and Localization Error of the Proposed Fusion Method

重,使系统保持稳健。由图8(b)的误差累积分布对比亦可见自适应方法具有更优的定位精度。

本文设计的场景中包含多种复杂场景,在空旷区域,点云特征易退化导致匹配失败,而音频测距信号因遮挡与覆盖盲区会出现明显测量误差。图9为里程计、音频测距和LiDAR点云匹配三者融合的定位结果。可见在低成本LiDAR与音频测距条件下,本文融合系统仍能实现高精度且稳健的室内定位,其均方根误差为0.23 m,均值为0.18 m,68%与95%误差分别小于0.21 m和0.46 m。进一步剔除音频测距、仅融合里程计与点云匹配的结果如图10所示,可以看出,当点云特征退化导致匹配失效时,定位只能依赖里程计自推导,误差会逐渐累积。累积误差一旦过



(a) 固定与自适应测量方差融合定位结果对比



(b) 固定与自适应测量方差融合定位误差累积分布对比

图 8　固定与自适应测量方程融合定位效果对比

Fig. 8　Comparison of Fusion Localization Performance Between Fixed and Adaptive Measurement Models

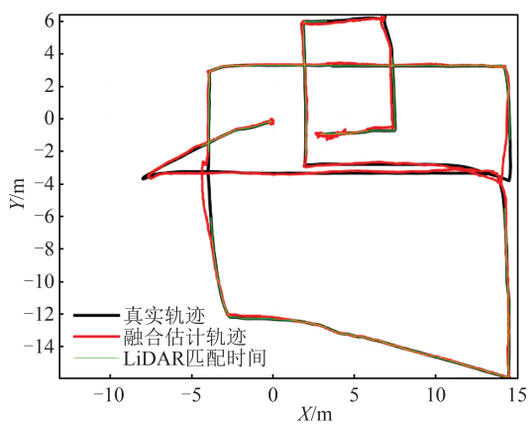


图 9　里程计、音频测距和 LiDAR 点云匹配的融合定位结果

Fig. 9　Fusion Localization Results of Odometry, Acoustic Ranging and LiDAR Point Cloud Matching

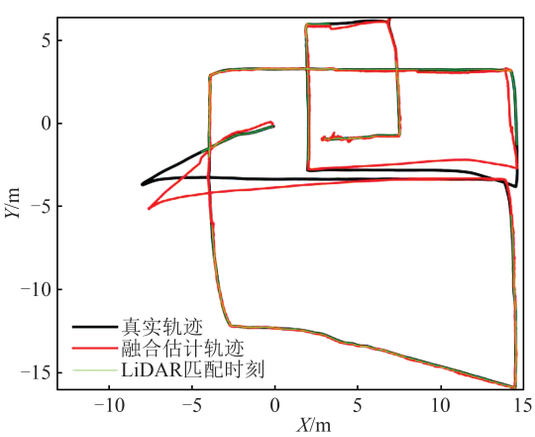


图 10　里程计与 LiDAR 点云匹配融合定位结果

Fig. 10　Fusion Localization Results of Odometry and LiDAR Point Cloud Matching

大,PF 将发散,即便后续重新观测到特征丰富的点云,系统也难以快速收敛至正确位置。

3.3　在线标定与航向修正效果分析

图 11、图 12 和图 13 展示了动态标定的实时修正效果。实验结果表明,经过标定后的里程计轨迹在航向上得到明显修正,尤其在长时间运行与转弯场景中,航向误差被显著抑制。由于里程计的主要漂移来源于航向残差,在线标定能够较好地纠正这一关键误差来源,从而提升位置估计的长期一致性。

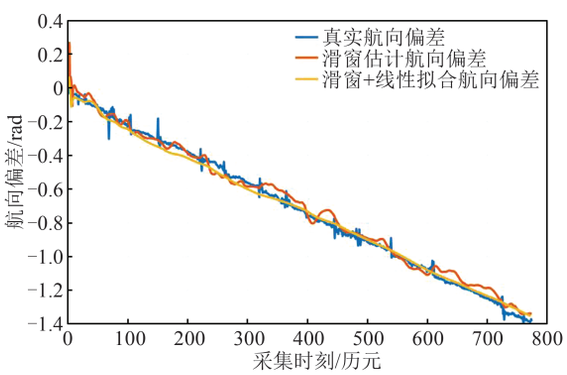


图 11　里程计坐标转换参数航向偏差自适应估计结果

Fig. 11　Adaptive Estimation of Heading Bias in the Odometry-to-Navigation Coordinate Transformation

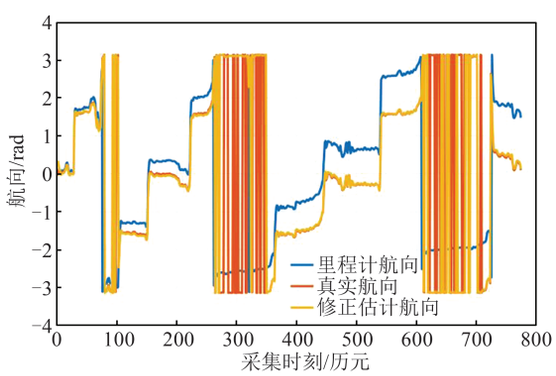


图 12　里程计航向偏差修正效果

Fig. 12　Correction Effect of the Odometry Heading Bias

综上,在线标定与多源融合的协同使本文方法在复杂室内场景中具有明显优势。在线标定避免了实时滤波器对静态参数的过度响应,并基于滑窗估计使漂移修正更加稳定,从而提升了长期一致性;在此基础上,基于 PF 与鲁棒估计的多

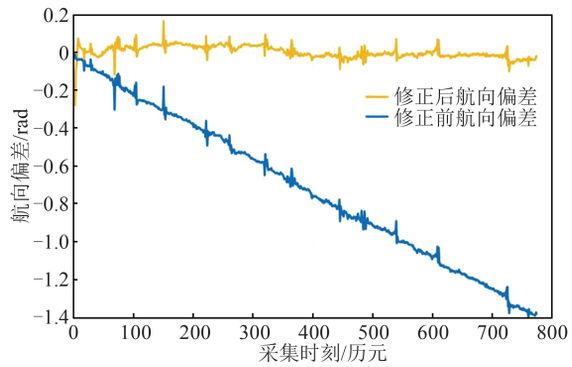


图13 修正前后里程计输出轨迹对比

Fig. 13 Comparison of Odometry Output Trajectories Before and After Correction

源融合框架进一步增强了对异常观测和环境退化的适应能力,在局部障碍遮挡、动态环境变化与地图特征退化条件下仍能维持较稳定的位姿估计。相比于单独的里程计或音频定位方法,本文方法在追求高频连续输出的同时,能够维持更优的长期一致性与全局稳定性。

4 结 语

本文围绕复杂室内退化场景中的高可用定位问题,构建了一套多源融合的机器人定位方法,形成了从传感器层融合到环境适应性增强的完整研究体系。方法的核心在于,通过动态在线标定持续修正里程计长期漂移。通过鲁棒加权音频测距抑制非视距与多径干扰。通过粒子滤波实现里程计、音频测距与LiDAR测量的统一融合,并通过异方差建模与Huber更新提升算法的鲁棒性。

在构建的测试场景中,本文方法将空旷区域的累积漂移由米级降至分米级,并将音频退化区域的异常跳变次数显著降低,验证了方法在退化场景下的有效性。总体而言,本文方法为复杂室内环境中的高可用机器人定位提供了有效技术支撑,也为后续面向真实世界的智能服务机器人与室内导航研究提供了有价值的理论基础与工程实践经验。

参 考 文 献

[1] 陈锐志,郭光毅,叶锋,等. 智能手机音频信号与MEMS传感器的紧耦合室内定位方法[J]. 测绘学报,2021,50(2):143-152.
CHEN Ruizhi, GUO Guangyi, YE Feng, et al. Tightly-Coupled Integration of Acoustic Signal and MEMS Sensors on Smartphones for Indoor Positioning [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(2): 143-152.

[2] HÖFLINGER F, ZHANG R, HOPPE J, et al. Acoustic Self-Calibrating System for Indoor Smartphone Tracking (ASSIST)[C]//International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), Sydney, Australia, 2012.

[3] KHALEGHI B, KHAMIS A, KARRAY F O, et al. Multisensor Data Fusion: A Review of the State-of-the-Art[J]. *Information Fusion*, 2013, 14(1): 28-44.

[4] EL-SHEIMY N, LI Y. Indoor Navigation: State of the Art and Future Trends[J]. *Satellite Navigation*, 2021, 2(1): 7.

[5] 陈锐志,陈亮. 基于智能手机的室内定位技术的发展现状和挑战[J]. 测绘学报,2017,46(10):1316-1326.
CHEN Ruizhi, CHEN Liang. Indoor Positioning with Smartphones: The State-of-the-Art and the Challenges[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1316-1326.

[6] ZHANG J, SINGH S. LOAM: LiDAR Odometry and Mapping in Real-Time[C]//Robotics: Science and Systems X, Berkeley, USA, 2014.

[7] SHAN T X, ENGLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and Ground-Optimized LiDAR Odometry and Mapping on Variable Terrain[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Madrid, Spain, 2018.

[8] XU W, CAI Y X, HE D J, et al. FAST-LIO2: Fast Direct LiDAR-Inertial Odometry[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(4): 2053-2073.

[9] LIN J R, ZHANG F. Loam Livox: A Fast, Robust, High-Precision LiDAR Odometry and Mapping Package for LiDARs of Small FoV[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Paris, France, 2020.

[10] SHAN T X, ENGLOT B, MEYERS D, et al. LIO-SAM: Tightly-Coupled Lidar Inertial Odometry via Smoothing and Mapping[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Las Vegas, USA, 2020.

[11] WU Y, ZHU H B, DU Q X, et al. A Survey of the Research Status of Pedestrian Dead Reckoning Systems Based on Inertial Sensors[J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2019, 16(1): 65-83.

[12] UREÑA J, HERNÁNDEZ Á, GARCÍA J J, et al. Acoustic Local Positioning with Encoded Emission

Beacons[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2018, 106(6): 1042-1062.

[13] ZHAO S B, ZHANG H R, WANG P, et al. Super Odometry: IMU-Centric LiDAR-Visual-Inertial Estimator for Challenging Environments [C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Prague, Czech Republic, 2021.

[14] 陈锐志, 郭光毅, 陈亮, 等. 室内高精度定位技术研究应用现状与发展趋势[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1591-1600.
CHEN Ruizhi, GUO Guangyi, CHEN Liang, et al. Application Status, Development and Future Trend of High-Precision Indoor Navigation and Tracking[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1591-1600.

[15] 柳景斌, 赵智博, 胡宁松, 等. 室内高精度定位技术总结与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(7): 997-1008.
LIU Jingbin, ZHAO Zhibo, HU Ningsong, et al. Summary and Prospect of Indoor High-Precision Positioning Technology[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(7): 997-1008.

[16] 王彬, 章浙涛, 何秀凤. 结合正态分布变换与线面ICP的弹性激光SLAM算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(4): 672-680.
WANG Bin, ZHANG Zhetao, HE Xiufeng. Resilient LiDAR SLAM Algorithm Based on Normal Distributions Transform and Line-Plane ICP[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(4): 672-680.

[17] 史鹏程, 李加元, 刘欣怡, 等. 室内圆柱引导的激光雷达全局定位与回环检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(7): 1088-1099.
SHI Pengcheng, LI Jiayuan, LIU Xinyi, et al. Indoor Cylinders Guided LiDAR Global Localization and Loop Closure Detection[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(7): 1088-1099.