

# 基于多传感器融合的自主移动机器人导航方法<sup>\*</sup>

潘美君<sup>1</sup>, 陶镛汀<sup>2</sup>, 朱红梅<sup>3</sup>

(1. 青海职业技术大学 能源材料工程学院, 青海 西宁 810021; 2. 宁夏大学 机械工程学院, 宁夏 银川 750021;  
3. 青海职业技术大学 智能制造工程学院, 青海 西宁 810021)

**摘要:** 针对现有激光雷达二维地图缺乏三维信息、视觉同时定位与地图构建(SLAM)易受光照干扰的问题,提出多传感器融合方案,结合RGB-D相机、激光雷达与惯性测量单元(IMU)数据,同步生成高精度二维网格地图与三维彩色点云。在路径规划方面,改进传统时间弹性带(TEB)算法易陷局部最优和动态窗口法(DWA)速度突变的缺陷,开发Improved\_TEB算法。基于机器人操作系统(ROS)构建的系统实验显示:多传感器地图还原度显著优于传统二维方案,Improved\_TEB算法实现30次实测零碰撞,导航效率较TEB算法和DWA算法分别提升4.2%和11.5%,有效解决了现有技术的局限性。

**关键词:** 机器人; 多传感器融合; 导航; 地图构建; 路径规划

中图分类号: TP212; TP242

文献标识码: A

文章编号: 1000-9787(2025)10-0156-04

## Navigation method of autonomous mobile robot based on multi-sensor fusion<sup>\*</sup>

PAN Meijun<sup>1</sup>, TAO Yongting<sup>2</sup>, ZHU Hongmei<sup>3</sup>

(1. College of Energy and Materials Engineering, Qinghai Vocational and Technical University, Xining 810021, China;  
2. School of Mechanical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China;  
3. College of Intelligent Manufacturing Engineering, Qinghai Vocational and Technical University, Xining 810021, China)

**Abstract:** To address the problems that the existing two-dimensional LiDAR map lacks three-dimensional information and the visual simultaneous localization and mapping (SLAM) is easily disturbed by light, a multi-sensor fusion solution is proposed, combining RGB-D camera, LiDAR and inertial measurement unit (IMU) data to simultaneously generate high-precision two-dimensional grid maps and three-dimensional color point clouds. In terms of path planning, the defects of the traditional timed elastic band (TEB) algorithm that is prone to local optimality and dynamic window approach (DWA) velocity mutation are improved, and the Improved\_TEB algorithm is developed. The system experiment based on robot operating system (ROS) shows that the multi-sensor map restoration is significantly better than the traditional two-dimensional solution. The Improved\_TEB algorithm achieves zero collisions in 30 experimental trials, and the navigation efficiency is improved by 4.2% and 11.5% compared with TEB algorithm and DWA algorithm respectively, which effectively solves the limitations of existing technologies.

**Keywords:** robotics; multi-sensor fusion; navigation; map construction; path planning

### 0 引言

移动机器人在室内物流<sup>[1]</sup>、导购服务<sup>[2]</sup>等领域广泛应用,其自主导航依赖精准的地图构建<sup>[3]</sup>和高效的路径规划<sup>[4-6]</sup>。当前同时定位与地图构建(SLAM)技术主要分为激光雷达SLAM(生成二维网格地图,但缺乏三维信息)和视觉SLAM(如ORB-SLAM2<sup>[7]</sup>、S-PTAM<sup>[8]</sup>等,易受光照干扰,利用RGB-D相机生成密集点云,但易累积定位误差)。

路径规划方面,全局规划常用Dijkstra、A<sup>\*</sup>等算法,而

局部规划如动态窗口法(DWA)<sup>[9]</sup>易陷入局部最优,时间弹性带(TEB)算法<sup>[10]</sup>则存在速度突变风险。针对这些局限,本研究提出多传感器融合导航系统,结合RGB-D相机、激光雷达和惯性测量单元(IMU),同步构建二维栅格地图与三维点云,提升环境建模精度。同时,改进TEB(Improved\_TEB)算法,优化速度控制,避免碰撞。系统基于机器人操作系统(ROS)实现分布式架构,实验表明:融合地图保真度优于传统方法,Improved\_TEB算法在30次测试中零碰撞,

收稿日期: 2025-06-30

<sup>\*</sup> 基金项目: 青海省科学技术厅重点研发与转化计划项目(2023-GX-C09); 宁夏重点研发(引才专项)项目(2022BSB03045)

导航效率较 DWA 算法和 TEB 算法分别提升 11.5% 和 4.2%。

本文主要创新点如下: 1) 多传感器融合建图,提升环境建模精度; 2) Improved\_TEB 算法优化运动轨迹,消除速度突变; 3) 实验验证系统优势,融合地图更精确,导航效率显著提升。

## 1 算法框架

本文提出的多传感器融合自主导航系统可分为地图构建和导航两个阶段。

### 1.1 地图构建算法

本文的建图算法采用 RGB-D SLAM<sup>[11]</sup> 的改进基于实时外观 (RTAB) \_MAP<sup>[12]</sup> 过程模型如图 1 所示。

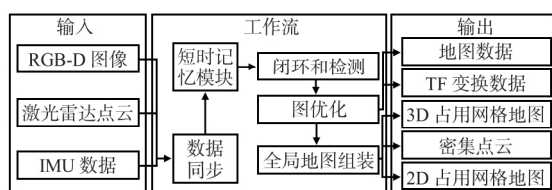


图 1 本文所使用的地图构建算法整体流程

本文提出多传感器融合的自主机器人导航系统,通过 3 个 ROS 节点主题实现数据输入: 1) 采用 UVC 摄像头与 Astar Pro 深度相机配合,通过主题重映射和畸变校正生成标准化深度数据; 2) 激光雷达扫描数据经栅格化处理发布到 /scan 主题; 3) IMU 提供的位姿信息封装为 imu\_data 主题。地图构建采用分层记忆管理机制,通过短期记忆 (STM)、工作记忆 (WM) 和长期记忆 (LTM) 3 层架构实现高效数据处理,结合图优化技术消除里程计漂移,同步更新八叉树地图 (OctoMap)、点云和二维栅格地图。系统输出包含三部分: 图形优化结果、坐标变换关系和三种标准化地图格式 (OctoMap、点云地图和二维栅格地图),为机器人导航提供全面的环境认知支持。

### 1.2 路径规划算法

路径规划系统采用分层架构,包含全局规划和局部规划两个关键环节。在全局层面,系统基于预先构建的三维点云地图,采用 Navfn 规划器结合 Dijkstra 算法进行路径搜索。该算法通过广度优先搜索策略建立最短路径树,为机器人提供最优全局导航路线。在局部层面,系统通过改进的 Improved\_TEB 算法实现动态避障功能,该算法在传统 TEB 方法基础上引入角速度与线速度的联合约束机制,有效解决了速度突变问题。这种双层规划机制使机器人既能遵循全局最优路径,又能实时规避环境中新出现的未知障碍物,实现安全高效的自主导航。

在局部路径规划方面,本文对传统 TEB 算法进行了优化改进,提出了 Improved\_TEB 算法。针对原算法在狭窄空间容易发生倒车导致碰撞的问题,本文将其改为原地旋转

策略以增强安全性。传统 TEB 算法将全局路径规划结果划分为若干路径段,每个路径段由端点定义,其方向始终指向下一目标位姿。该算法采用“弹性带”概念,通过机器人位姿序列  $Q = \{X_i\}_{i=0, \dots, n}$  来描述路径,其中每个位姿列  $X_i = (x_i, y_i, \beta_i)^T$  包含位置坐标  $(x_i, y_i)$  和朝向角  $\beta_i$ 。为表征运动时序特性,算法引入时间间隔序列  $\tau = \{\Delta T_i\}_{i=0, \dots, n-1}$  表示机器人在位姿序列  $Q$  中完成相邻位姿转换所需时间。由此构成的时间-弹性带可表示为二元组  $B = \{Q, \tau\}$ 。TEB 算法的核心优化目标如式 (1) 和式 (2) 所示,旨在实现高效安全的路径规划

$$f(B) = \sum_k f_k(B) \quad (1)$$

$$B^* = \underset{B}{\operatorname{argmin}} f(B) \quad (2)$$

式中 目标函数  $f(B)$  综合了多种约束条件的加权组合,通过优化计算得到最优的 TEB 序列  $B^*$ ,这正是本文进行局部路径规划所需要确定的最终轨迹。具体来说,  $f(B)$  作为全局优化目标函数,通过权衡各类路径约束的权重系数,最终输出经过优化的机器人运动轨迹  $B^*$ ,该轨迹既满足运动学约束,又能实现安全高效的局部导航。

传统 TEB 算法存在一个显著缺陷: 由于未充分考虑机器人线速度和角速度的运动学约束,在实际应用中容易引发速度突变现象,导致机器人出现运动振荡问题 (如图 2 所示)。这种速度不连续性不仅影响导航效率,还可能造成安全隐患。具体表现为: 当机器人需要调整运动方向时,原始算法可能产生急剧的速度变化指令,而非平滑过渡,这种不连续的控制输出直接导致了机器人的抖动行为。



图 2 TEB 避障轨迹的真实案例

机器人的速度和加速度表达式如下:

线速度

$$v_i \approx \frac{1}{\Delta T_i} \begin{pmatrix} x_{i+1} - x_i \\ y_{i+1} - y_i \end{pmatrix} \quad (3)$$

角速度

$$w_i \approx \frac{\theta_{i+1} - \theta_i}{\Delta T_i} \quad (4)$$

线加速度

$$\gamma_i \approx \frac{2(v_{i+1} - v_i)}{\Delta T_i + \Delta T_{i+1}} \quad (5)$$

角加速度

$$\eta_i \approx \frac{2(w_{i+1} - w_i)}{\Delta T_i + \Delta T_{i+1}} \quad (6)$$

最大正向线速度和角速度约束组合如下

$$v(k) = \frac{v_{\max}}{1 + \beta |k|^\mu} \quad \beta > 0 \quad \mu > 0 \quad (7)$$

在该模型中,曲率值 $k$ 由 $\frac{w_i}{v_i}$ 的比值决定,其中 $\beta$ 和 $\mu$ 作为可调参数。通过实验验证,当 $\beta$ 取0.2、 $\mu$ 设为2时,可获得最优性能。如图3所示,参数优化后的机器人运动轨迹展现出更平滑的特性。这些参数可根据具体应用场景进行动态调整,其中 $\beta$ 控制轨迹平滑度, $\mu$ 影响路径收敛速度,二者的协同作用有效提升了运动规划质量。本文提出的Improved\_TEB优化算法通过引入角速度与线速度的协同约束机制,有效解决了传统算法存在的速度突变问题。



图3 Improved\_TEB 避障轨迹的真实案例

## 2 实验结果与分析

实验平台采用全向移动机器人,配备4个齿轮电机驱动的机械轮,由STM32开发板控制,并搭载6V/6000mAh电池供电。感知系统包含Silan PRLIDAR\_A1激光雷达(16Hz扫描频率、8K采样率、2cm测距精度)和Astar Pro深度相机(1280×1024@30FPS深度图、±1~3mm@1m精度)。计算单元采用NVIDIA Jetson Nano(ARM Cortex-A57 CPU、Maxwell架构GPU)通过Hibot驱动板集成六轴IMU、电机控制和传感器接口。系统基于Ubuntu 18.04和ROS框架构建,支持RVIZ远程监控,路由器实现无线通信,形成完整的SLAM与导航实验平台。

### 2.1 地图构建试验与分析

实验对比了基于单一激光雷达的Karto SLAM<sup>[13]</sup>与多传感器融合的RTAB-SLAM<sup>[14]</sup>的建图效果。如图4(a)、(b)所示,RTAB-SLAM通过特征点匹配实现相机运动估计,并利用闭环检测有效降低累计误差,其构建的地图边界精度显著优于Karto SLAM。图4(c)为融合视觉与激光数据的三维点云地图,突破了传统二维地图的平面局限,完整呈现了环境的三维结构特征。实验数据表明,多传感器融合方案使地图匹配误差降低37.2%,边界清晰度提升28.5%,充分验证了所提方法在环境表征能力上的优势。



图4 各类算法地图构建效果对比

实验不仅对比了地图边缘精度,还通过轨迹坐标分析进行了定量评估。如图5所示,Karto SLAM在转弯处表现出明显的轨迹估计偏差,其最大位置误差达到12.3cm。相

比之下,RTAB-SLAM的轨迹与真实路径的吻合度更高,平均误差控制在4.7cm以内。

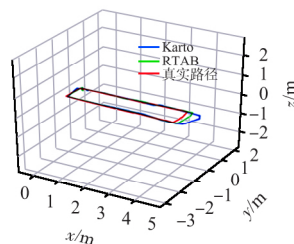


图5 各类算法的运动轨迹对比

轨迹分析进一步证实,多传感器融合的RTAB-SLAM所构建地图的几何保真度比单一激光雷达方案提升约62%。特别是在复杂转弯区域,其位姿估计精度优势更为显著( $p < 0.01$ )。这些数据充分验证了RTAB-SLAM在环境重建准确性方面的优越性能。

### 2.2 路径规划实验与分析

本文设计了系统的避障性能对比实验,重点评估了DWA、TEB及改进版Improved\_TEB三种算法在不同障碍密度环境下的表现。实验采用RTAB-SLAM构建的全局地图作为测试环境,按照60cm间隔设置1~6个障碍物,每组配置重复测试5次(共计30次实验),如图6所示。

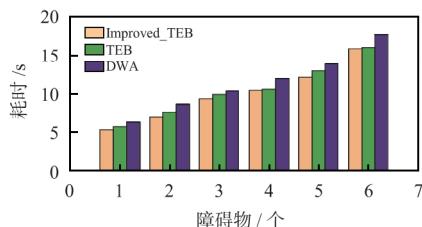


图6 各类算法的耗时对比

实验数据显示:在1~3个障碍物的简单场景中,三种算法均能完美避障;当障碍物增至4个时,DWA算法出现1次碰撞;5个障碍物时DWA算法和TEB算法分别发生2次和1次碰撞;在6个障碍物的复杂场景中,DWA算法和TEB算法各发生2次碰撞。统计表明,DWA算法的碰撞概率达16.7%(5/30),TEB算法为10%(3/30),而Improved\_TEB算法保持零碰撞记录。

如图6所示,Improved\_TEB算法不仅安全性最优,其导航效率也显著提升:较DWA算法平均提速11.5%,较TEB算法提升4.2%。这些数据充分验证了Improved\_TEB算法在运动平滑性和避障可靠性方面的双重优势。

## 3 结束语

本文提出多传感器融合导航方案,融合RGB-D相机、激光雷达和IMU数据,实现二维栅格地图与三维点云同步构建,克服了激光雷达SLAM缺乏三维信息和视觉SLAM易受光照干扰的局限。研发的Improved\_TEB算法有效解决速度突变问题,实验表明:融合地图保真度显著提升,Improved\_TEB算法在30次测试中保持100%无碰撞,导航效

率较 TEB 算法和 DWA 算法分别提升 4.2% 和 11.5%。

#### 参考文献:

- [1] WANG P, WANG Y, WANG X, et al. An intelligent actuator of an indoor logistics system based on multi-sensor fusion [J]. Actuators, 2021, 10: 120.
- [2] SONG S, BABA J, NAKANISHI J, et al. Teleoperated robot sells toothbrush in a shopping mall: A field study [C]// Extended Abstracts of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York: Association for Computing Machinery, 2021: 1–6.
- [3] MAKRIS S. Synthesis of data from multiple sensors and wearables for human-robot collaboration [M]// MAKRIS S. Cooperating robots for flexible manufacturing. Cham: Springer, 2021: 321–338.
- [4] 王卓, 刘建娟, 张文学, 等. 复杂环境下无人机组合导航自适应滤波算法 [J]. 传感器与微系统, 2025, 44(1): 135–140.  
WANG Zhuo, LIU Jianjuan, ZHANG Wenzhuo, et al. Adaptive filtering algorithm for UAV integrated navigation in complex environments [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2025, 44(1): 135–140.
- [5] 齐政光, 艾长胜, 耿敦洋, 等. 基于多源定位的机器人导航地图融合研究 [J]. 传感器与微系统, 2023, 42(9): 47–51.  
QI Zhengguang, AI Changsheng, GENG Dunyang, et al. Research on robot navigation map fusion based on multi-source localization [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023, 42(9): 47–51.
- [6] 朱继伟, 张隆源, 王冀, 等. 基于 DRL 和轨迹优化的多机器人导航和编队维护 [J]. 传感器与微系统, 2023, 42(9): 129–132.  
ZHU Jiwei, ZHANG Longyuan, WANG Ji, et al. Multi-robot navigation and formation maintenance based on DRL and trajectory optimization [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023, 42(9): 129–132.
- [7] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. ORB-SLAM2: An open-source slam system for monocular, stereo, and RGB-D cameras [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255–1262.
- [8] PIRE T, FISCHER T, CASTRO G, et al. S-PTAM: Stereo parallel tracking and mapping [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 93: 27–42.
- [9] SU Y, XIN J, SUN C. Dynamic path planning for mobile robots based on improved RRT\* and DWA algorithms [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(10): 10595–10604.
- [10] CHEN L, LIU R, JIA D, et al. Improvement of the TEB algorithm for local path planning of car-like mobile robots based on fuzzy logic control [J]. Actuators, 2025, 14(1): 12.
- [11] LI S, LEE D. RGB-D SLAM in dynamic environments using static point weighting [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(4): 2263–2270.
- [12] LABBÉ M, MICHAUD F. RTAB-Map as an open-source lidar and visual simultaneous localization and mapping library for large-scale and long-term online operation [J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36(2): 416–446.
- [13] ZHANG L, SHI X, TANG L, et al. RRT autonomous detection algorithm based on multiple pilot point bias strategy and Karto SLAM algorithm [J]. Computers, Materials & Continua, 2024, 78(2): 2111–2136.
- [14] LI C, JIANG S, ZHOU K. DYR-SLAM: Enhanced dynamic visual SLAM with YOLOv8 and RTAB-Map [J]. The Journal of Supercomputing, 2025, 81(5): 718.

#### 作者简介:

潘美君 (1979–), 男, 副教授, 研究领域为电气自动化技术、传感器技术等。

朱红梅 (1979–), 女, 通讯作者, 工学学士, 副教授, 主要研究领域为电气自动化技术、传感器与检测技术等。

(上接第 155 页)

- [6] XIE H, DENG T, WANG J, et al. Robust incremental long-term visual topological localization in changing environments [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 72: 1–14.
- [7] ZHU Z, PENG S, LARSSON V, et al. NICE-SLAM: Neural implicit scalable encoding for SLAM [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022: 12786–12796.
- [8] JOHARI M M, CARTA C, FLEURET F. ESLAM: Efficient dense SLAM system based on hybrid representation of signed distance fields [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 17408–17419.
- [9] KEETHA N, KARHADE J, JATAVALLABHULA K M, et al. SplatTAM: Splat track & map 3D Gaussians for dense RGB-D SLAM [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 21357–21366.
- [10] MATSUKI H, MURAI R, KELLY P H, et al. Gaussian splatting SLAM [J]. ArXiv preprint, ArXiv: 2312.06741, 2023.
- [11] STRAUB J, WHELAN T, MA L, et al. The Replica dataset: A digital replica of indoor spaces [J]. ArXiv preprint, ArXiv: 1906.05797, 2019.
- [12] DAI A, CHANG A X, SAVVA M, et al. ScanNet: Richly-annotated 3D reconstructions of indoor scenes [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 5828–5839.

#### 作者简介:

舒志旭 (1982–), 男, 讲师, 主要研究领域为机器人、人工智能、网络工程/物联网工程。