

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306261

# 融合超宽带方位和距离的移动机器人定位\*

蓝发籍<sup>1,2</sup> 刘冉<sup>1,2</sup> 郭林<sup>1,2</sup> 邓天睿<sup>1,2</sup> 邓忠元<sup>1,2</sup> 肖宇峰<sup>1,2</sup>

(1. 西南科技大学信息工程学院 绵阳 621000; 2. 特殊环境机器人技术四川省重点实验室 绵阳 621000)

**摘要:**可靠定位是机器人完成导航和路径规划的前提,机器人通过多个超宽带(ultra-wideband, UWB)基站的测距信息实现定位,但基站数量不足时定位精度受限。针对这一问题,提出融合超宽带距离和方位的移动机器人定位方法。根据方位标准差区分信号来自基站前方(视场)或背后(非视场),消除方位的前后奇异性。在此基础上,利用UWB距离和方位测量值构建约束函数,通过图优化算法融合里程计和UWB测量数据实现全局位姿优化。实验结果表明,该方法在13 m×6 m的室内环境中,移动机器人无规则运动能够达到0.093 m的定位精度,比传统的基于测距UWB和里程计融合方法定位性能提升了46%,且具有较强的鲁棒性。

**关键词:**室内定位;到达角度;到达时间;非视场误差;图优化

**中图分类号:** TH711; TH712; TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020; 510.5015

## Mobile robot localization based on ultra-wideband bearing and ranging

Lan Faji<sup>1,2</sup> Liu Ran<sup>1,2</sup> Guo Lin<sup>1,2</sup> Deng Tianrui<sup>1,2</sup> Deng Zhongyuan<sup>1,2</sup> Xiao Yufeng<sup>1,2</sup>

(1. School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621000, China;

2. Robot Technology Used for Special Environment Key Laboratory of Sichuan Province, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** Reliable localization is a crucial prerequisite for robots to perform navigation and path planning. Traditionally, locations of robots are derived from the ranging measurements between ultra-wideband (UWB) tag and anchors, results with poor accuracy may be yielded when available anchors are insufficient. To tackle this issue, a mobile robot localization method based on ultra-wideband bearing and range is proposed. Firstly, the direction of the UWB tag, i. e., the forward field of view (FOV) or behind non-field of view (NFOV) of the anchor, is determined according to the standard deviation of the UWB bearing signal, thus eliminating the front-back singularity in the robot localization process. In addition, constraint functions are constructed utilizing UWB range and bearing measurements, and global pose optimization is achieved by fusing odometry and UWB measurements through a graph-based optimization algorithm. The experiment results show that the proposed method has strong robustness and is able to locate the irregularly moving robot with a localization accuracy of 0.093 m in a 13 m×6 m indoor environment, which is 46% better than the traditional localization method based on ranging UWB and odometry fusion.

**Keywords:** indoor localization; angle of arrival; time of arrival; non-field of view error; graph-based optimization

## 0 引言

近年来,随着自动化时代的到来,机器人技术飞速发展,移动机器人在许多行业被广泛应用,如危险勘探<sup>[1]</sup>、

搬运货物<sup>[2]</sup>、自主寻源等<sup>[3]</sup>。这些应用对机器人位置信息有较高需求,准确且鲁棒的定位作为移动机器人完成导航和路径规划的前提,是机器人领域研究的热点之一<sup>[4]</sup>。目前,在室外环境下可以通过卫星定位系统(global positioning system, GPS)和北斗卫星导航系统获

收稿日期: 2023-02-14 Received Date: 2023-02-14

\* 基金项目: 四川省科技计划(2023NSFSC0505, 2022YFG0242)、国家自然科学基金(12175187, 12205245)、国家重点研发计划(2019YFB1310805)项目资助

得较高定位精度<sup>[5]</sup>。然而在室内环境中,由于存在墙体、物品等障碍物的遮挡,无法较好的接收卫星信号,限制了 GPS 在室内环境应用。

视觉传感器和激光雷达可以采集丰富的环境信息常被用于机器人定位<sup>[6-7]</sup>。但视觉传感器受光照影响较大,激光传感器在特征稀疏的场景下无法保证定位精度。无线信号对障碍物具有更强的鲁棒性,因此,国内外学者提出无线技术定位方案<sup>[8-11]</sup>。其中,UWB 技术因具有体积小、成本低、强抗干扰力和出色的穿透力等特性,在众多无线定位技术中脱颖而出,被广泛应用于室内定位<sup>[12]</sup>。现有的 UWB 定位系统大多数都是基于距离测量值实现目标定位,仅使用距离测量值往往需要多个定位基站,当存在障碍物遮挡时,定位基站数量减少,无法确保机器人的定位精度。

多种测量定位方法相较于单一的测量定位方法而言,在实现机器人定位上具有更强的定位性能以及抗干扰能力。在一定的误差范围内,使用多种测量方式进行定位,可提高定位精度。Qi 等<sup>[13]</sup>提出利用传感器的 RSS 和 AOA 参数对目标进行定位。Li 等<sup>[14]</sup>通过结合 TOA 和 AOA 两者的信息,提出通用的混合 TOA/AOA 协同定位方案,保证定位精度的同时减少了定位基站数量,但该方法未考虑方位信息的前后奇异性,且需提前标定基站坐标。Li 等<sup>[15]</sup>考虑基于 RSS 的指纹定位系统精度难以满足需求,将 AOA 和 TOF 指标纳入了 RSS 指纹定位系统,混合指标提高了系统的定位性能和鲁棒性,但该方法需提前采集指纹信息。目前大多数 UWB 定位方案都需要预先获取外部信息,限制了定位系统的应用场景。

惯性导航模块或里程计短时间内精度较高,且不易受外界环境影响,但长时间运行会不可避免的产生累计误差,影响位姿估计的精度<sup>[16]</sup>。由于单一传感器的局限性,多传感器融合的定位方式成为了研究趋势。梁艳等<sup>[17]</sup>提出一种融合 UWB 和惯性导航的室内定位方法,利用改进的马氏距离异常值检测方法消除测距过程中的异常值,通过 UWB 距离测量值来不断校正惯性导航的位姿数据,但该方法需要对基站位置进行标定。Liu 等<sup>[18]</sup>提出一种融合测距 UWB 和激光雷达的机器人定位方法,但该文主要关注机器人建图误差的问题,未讨论机器人的定位精度。Zhang 等<sup>[19]</sup>将 UWB 和里程计信息融合定位移动机器人,利用距离测量值消除里程计累计误差,基于动态窗口的粒子滤波器解决粒子收敛和跟踪损耗问题,但该方法仅讨论单基站定位,没有考虑非视场情况。

在复杂室内环境下,受到障碍物遮挡,移动机器人存在定位基站数量不足的情况,导致定位系统失效;在机器人脱离基站视场(field-of-view, FOV)范围时,处于非视场(non-field-of-view, NFOV)状态下的 UWB 基站方位数

据会产生严重波动,从而降低定位精度。为了保证复杂环境下定位系统的鲁棒性与精度,提出一种对奇异方位信息具有 NFOV 识别与剔除机制,融合超宽带距离和方位的移动机器人定位方法。本文的主要工作包括:1)利用 UWB 基站方位测量值数据的标准差特征识别并剔除测量值中非视场数据,减少 NFOV 数据对定位精度的影响,保证机器人定位的稳定性;2)在基站位置未知的前提下,融合有效的 UWB 测量信息以及里程计信息构建图优化问题实现机器人定位,与传统的基于 UWB 测距的融合定位方法相比,在相同基站数量下,加入方位测量值后提高了系统的定位精度。在真实环境中验证算法,实验结果表明,在 13 m×6 m 的环境中移动机器人能达到 0.093 m 的定位精度,与传统的基于 UWB 测距的融合定位方法相比,定位性能提升了 46%,且具有一定的鲁棒性,满足室内复杂环境下定位需求。

## 1 算法设计

本文提出融合方位和距离的移动机器人定位方法算法主要分为两个部分:NFOV 误差识别与剔除;基于 UWB 和里程计的图优化融合定位。

首先通过 UWB 基站获取机器人相对于基站的距离和方位信息,通过滑动窗口截取原始数据;计算方位测量值的标准差。如果其标准差满足某一阈值时,则认为当前时刻基站处于视场状态,无奇异数据,否则基站处于 NFOV 状态,需去除方位奇异数据。最后基于有效的 UWB 方位测量值和距离测量值以及里程计相对位姿变换构建联合优化函数,通过图优化算法对联合优化函数进行优化,得到优化后的机器人轨迹。整体算法框架如图 1 所示。

### 1.1 NFOV 误差识别与剔除

首先通过 UWB 技术获取标签与基站之间的距离和方位信息。在移动机器人上安装标签,环境中未知位置部署基站。假设基站是平行天线阵列结构,当标签与基站足够远,即信源与阵列的距离远大于阵元的间距,标签发出的 UWB 脉冲信号到达基站正面时,认为到达阵列每根天线的信号都是平行的。因此到达时间(time of arrival, TOA)测距值  $d$  和到达角度(angle of arrival, AOA)测角值  $\theta$  表示为:

$$d = r_{toa}^i \times c \quad (1)$$

$$\theta = \arcsin(\Delta \tau_{toa}^{i,i+1} \times c/L) \quad (2)$$

其中,  $r_{toa}^i$  表示到达第  $i$  根天线的距离,  $\Delta \tau_{toa}^{i,i+1}$  表示相邻天线接收信号的到达时间差,  $c = 3 \times 10^8$  m/s 表示电磁波传播速度。基站通过测量信号到达时间计算出标签与基站的直线距离,同时根据到达天线之间的时延差计算出到达角度,即机器人相对于基站的方位角,如图 2 矩形

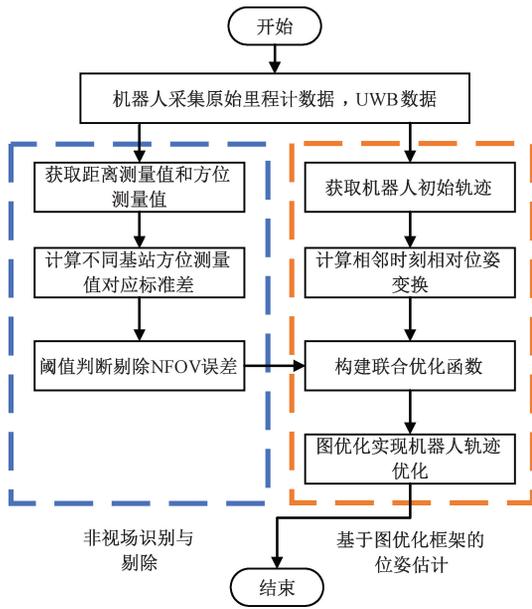


图 1 算法框架图

Fig. 1 Algorithm framework diagram

方框所示。

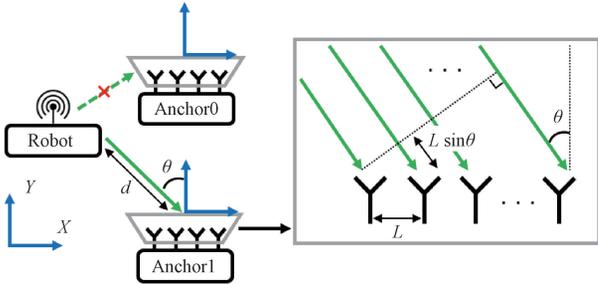


图 2 基站天线阵列获取距离  $d$  和方位  $\theta$

Fig. 2 Process of the acquisition of ranging  $d$  and bearing  $\theta$  by anchor antenna array

然而在实际应用场景中,由于基站自身结构的限制,方位数据存在前后奇异性,无法区分信号来自基站前方或背后,基站前方的信号接收范围,称为基站视场,如图 2 基站梯形白框所示。机器人移动到基站背面时,离开基站视场范围,信号来自基站背后,此时基站处于非视场状态,如图 2 基站 0 箭头所示。在 NFOV 状态下基站数据会产生波动,方位测量值基于信号的到达方向,误差波动相较于距离测量值更明显,NFOV 数据导致的定位误差可达米级以上。标准差特征可以反映方位测量值的波动情况,因此本文基于 UWB 方位测量值的标准差提出 NFOV 校验方法,根据标准差特征识别并剔除方位测量值中的 NFOV 误差。首先利用大小为  $n$  的滑动窗口截取一段时间的基站数据。计算  $t$  时刻窗口内样本方位测量值的标准差  $\sigma'_\theta$ ,将  $\sigma'_\theta$  与经验阈值  $T_\theta$  进行比较,从而实现

NFOV 误差的识别。

$$\sigma'_\theta = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \theta_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \theta_i \right)^2} \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} &|\sigma'_\theta| \leq T_\theta, FOV \\ &|\sigma'_\theta| \geq T_\theta, NFOV \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

基于方位标准差  $\sigma'_\theta$  实现 NFOV 校验,根据实验测试结果给定阈值  $T_\theta$ ,当  $\sigma'_\theta$  小于阈值  $T_\theta$  时,认为方位测量值中不存在 NFOV 误差,可用于图优化;当  $\sigma'_\theta$  大于阈值  $T_\theta$  时,则认为方位测量值中存在 NFOV 误差,将此方位测量值剔除。

### 1.2 基于图优化 SLAM 的轨迹优化

在未知环境下,机器人自身所携带的里程计短时间定位精度较高且不易受外界因素的干扰,但其本身会随行驶的时间增加而产生累计误差。本文利用 UWB 数据进行图优化 SLAM 实现对机器人轨迹的优化。基于图优化的 SLAM 是利用各种传感器所采集的信息构建一个由顶点和边组成的因子图。图优化的主要目的是调整顶点以更好的满足边约束。

顶点包括机器人位姿和 UWB 基站位姿,设定一个状态空间  $S$  用于表示图优化 SLAM 中顶点的各项参数,  $S = \{X_i \forall i \in [1, N]\} \cup \{U_j \forall j \in [1, M]\}$ ,每个  $X_i$  和  $U_j$  都属于特殊欧氏群  $(SE(2))$ 。其中  $X_i = (x_i, y_i, \theta_i)$  表示  $i$  时刻时的机器人位姿(包括二维坐标和偏航角)。 $U_j = (x_j^{uwb}, y_j^{uwb}, \theta_j^{uwb})$  表示 UWB 基站的二维坐标和天线方向,  $j$  为 UWB 基站预设的唯一 ID。

边作为一种约束条件用于表示顶点之间的联系;边约束分为 3 种,由连续时刻的里程计数据构成的位移约束、由不同时刻的 UWB 数据构成距离约束以及方位约束。因为不同的观测数据都会存在一定的误差,所以每个约束条件都附加一个不确定性参数,表示为信息矩阵  $(\Omega_{i-1}^d, \Omega^d, \Omega^\theta)$ 。因此基于图优化的 SLAM 问题转化为优化位姿使得最大似然函数带来的误差最小,从而最小化以下优化函数:

$$S_{opt} = \underset{S}{\operatorname{argmin}} \underbrace{\sum_{i=2}^N (e_i^{odom})^T \Omega_{i-1}^d (e_i^{odom})}_{\text{里程计约束}} + \underbrace{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (e_{ij}^{bearing})^T \Omega^\theta (e_{ij}^{bearing})}_{\text{UWB方位约束}} + \underbrace{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (e_{ij}^{range})^T \Omega^d (e_{ij}^{range})}_{\text{UWB距离约束}} \quad (5)$$

其中,  $\Omega_{i-1}^d$  表示里程计约束中的信息矩阵,为协方差矩阵的逆,协方差矩阵通过预先对里程计中的噪声进行经验建模来估计。 $\Omega^d$  表示距离约束的信息矩阵,  $\Omega^\theta$  表示方位约束的信息矩阵,分别由距离和方位测量噪声方差的逆得到。 $e_i^{odom}$  表示相邻机器人位姿顶点  $X_{i-1}$  和  $X_i$  之间

的位移残差,  $e_{ij}^{bearing}$  和  $e_{ij}^{range}$  分别表示机器人位姿  $X_i$  和  $U_j$  之间的方位残差和距离残差。姿态图构建完成后,通过  $g2o^{[20]}$  图优化算法对其进行优化,使用列文伯格-马夸尔特算法作为求解器进行优化找到使得函数值最小的状态空间,即为优化得到的机器人轨迹。基于该方法的图优化结构顶点和边组成如图 3 所示。

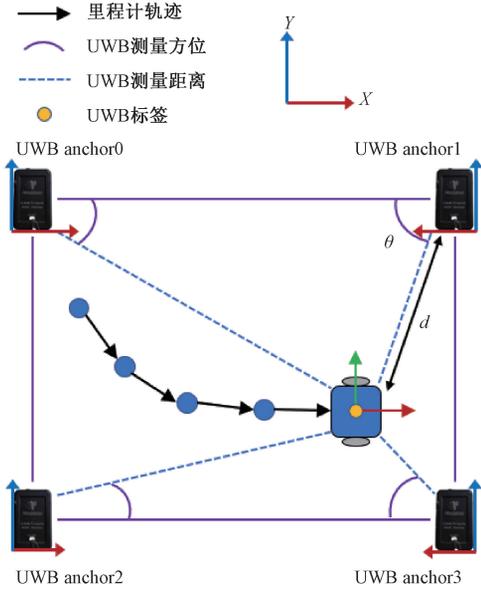


图 3 图优化中的顶点和边

Fig. 3 Vertices and edges in the graph-based optimization

本文将 UWB 测量数据与里程计融合,以纠正优化过程中机器人的姿态。因此,构建基于 UWB 距离、基于 UWB 方位和基于里程计的约束边是必要的。当机器人移动时,里程计根据编码器读数可以提供相对位姿测量,进而可以估计不同时刻的机器人位姿。两个连续时刻的机器人位姿  $X_{i-1}$  和  $X_i$  可以构成特定约束,将机器人位姿之间的相对位姿测量记为  $Z_i^{odom}$ ,因此里程计预测函数定义为:

$$\tilde{Z}_i^{odom}(X_{i-1}, X_i) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}(-\theta_i)[x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1}]^T \\ (\theta_i - \theta_{i-1}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{R}(\cdot) \in SO(2)$  是旋转矩阵,表示机器人坐标系间的旋转变换。该预测函数通过图优化内的位移因子来约束两个连续机器人位姿,所以将测量和预测之间的位移残差定义为:

$$e_i^{odom}(X_{i-1}, X_i) = Z_i^{odom} - \tilde{Z}_i^{odom}(X_{i-1}, X_i) \quad (7)$$

本文所提出的方法不需要标定 UWB 基站的位置,在缺少基站位姿信息的条件下,仅利用距离和方位数据优化机器人轨迹。基于不同时刻 UWB 基站获取的距离测量值  $Z_j^{range}$  和方位测量值  $Z_j^{bearing}$ ,机器人位姿  $X_i$  可以和基

站位姿  $U_j$  之间构成特定约束。根据机器人相对于基站的方位角,UWB 方位预测函数定义为:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{v} &= \mathbf{R}(-\theta_j^{uwb})[x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1}]^T \\ \tilde{Z}_{ij}^{bearing}(X_i, U_j) &= \arctan2(\mathbf{v}[0], \mathbf{v}[1]) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{v}$  是  $2 \times 1$  的矢量,表示机器人在基站坐标系下的二维坐标,旋转矩阵  $\mathbf{R}(-\theta_j^{uwb})$  将机器人位置变换到基站局部坐标系下,  $\arctan2(\cdot)$  是值域为  $[-\pi, \pi]$  的反正切函数。该预测函数通过方位因子来约束机器人与 UWB 基站的位置,因此将测量和预测之间方位残差定义为:

$$e_{ij}^{bearing}(X_i, U_j) = Z_j^{bearing} - \tilde{Z}_{ij}^{bearing}(X_i, U_j) \quad (9)$$

同样,根据机器人与基站之间相隔的距离,UWB 距离预测函数定义为:

$$\tilde{Z}_{ij}^{range}(X_i, U_j) = \sqrt{(x_i - x_j^{uwb})^2 + (y_i - y_j^{uwb})^2} \quad (10)$$

该预测函数通过距离因子来约束机器人与 UWB 基站的位置,因此将测量和预测之间距离残差定义为:

$$e_{ij}^{range}(X_i, U_j) = Z_j^{range} - \tilde{Z}_{ij}^{range}(X_i, U_j) \quad (11)$$

## 2 实验及结果分析

### 2.1 实验平台与环境

本文通过在未知环境中部署 4 个 AOA 基站实现对 TurtleBot2 机器人的定位。实验平台如图 4 所示,机器人携带一个型号为 Nooploop LinkTrack 的 UWB 标签。UWB 标签的最大通信距离为 120 m,数据更新频率设置为 50 Hz。两轮差分式移动机器人底盘的里程计输出频率为 20 Hz。环境中部署 4 个型号为 Nooploop LinkTrack 的 UWB 基站,UWB 基站的测距精度为 5 cm,测角精度为  $5^\circ$ ,角度范围为  $150^\circ$ ,每个 AOA 基站都都有预设的唯一 ID。



图 4 实验平台

Fig. 4 Experiment platform

为验证本文所提算法精度,机器人搭载一台 Hokuyo 激光雷达,用于建图 (Gmapping)<sup>[21]</sup> 以及实现自适应蒙特

卡罗定位 AMCL (adaptive Monte Carlo localization)<sup>[22]</sup>, 将基于 AMCL 算法所得机器人姿态作为在环境中的真实轨迹, 计算估计值与真实位姿之间的平均绝对误差 (mean absolute error, MAE), 作为移动机器人定位性能的评价指标。另外, 移动机器人搭载一台笔记本电脑用于运行 ROS (robot operation system) 系统, 并记录各个模块采集的数据。

为了验证本文所提出算法的性能, 选取 13 m×6 m 的室内场景进行了 3 组实验。实验 1: 对比不同数量的定位基站与不同估计方法对定位性能的影响, 该实验中, 移动机器人以 0.2 m/s 的速度在实验场地中沿矩形轨迹运动数圈, 在运动过程始终保证机器人处于基站视场范围, 各模块实时记录数据, 如图 5(a) 所示。实验 2: 测试定位算法在 NFOV 情况下的定位性能, 该实验中, 重新布置基站, 移动机器人以 0.2 m/s 的速度在实验场地中无规则运动, 在运动过程中会出现机器人脱离基站视场范围的情况, 如图 5(b) 所示, 移动机器人即将移动到基站视场范围外的区域。实验 3: 测试定位算法在遮挡环境下的定位性能, 移动机器人以 0.2 m/s 的速度在实验场地中进行无规则运动, 该实验在场地中设置静态遮挡物以及动态行人作为干扰, 如图 5(c) 所示, 此时基站 2 和基站 3 被障碍物所遮挡。

### 2.2 实验与分析

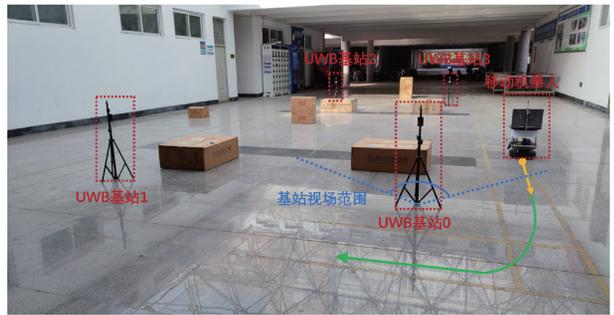
#### 1) 不同数量的基站信息对定位精度的影响

在实验 1 中, 机器人沿着矩形轨迹运动数圈且在机器人运动过程中, 始终处于基站视场状态, 如图 5(a) 所示。在该组实验中设置不同数量组合的基站配置, 检验不同算法在不同基站数量下的性能。分别设置 UWBO、UWBO+UWB1、UWBO+UWB1+UWB2、所有 UWB 的组合方式。在不同组测试中, UWB 基站参数配置始终保持一致。

不同数目的 UWB 基站决定进行图优化时 UWB 距离和方位约束边的数量, 因此不同 UWB 数量配置, 对位姿估计精度影响程度不同。如表 1 所示, 对比不同 UWB 基站数量对定位精度的影响。其中, UWB 基站数量设置为四基站时, 融合距离+角度+里程计定位方法的定位误差为 0.11 m, 对比双基站配置, 定位误差降低 7%; 对比



(a) 实验1  
(a) Experiment I



(b) 实验2  
(b) Experiment II



(c) 实验3  
(c) Experiment III

图 5 实验场景图

Fig. 5 Experimental scene diagram

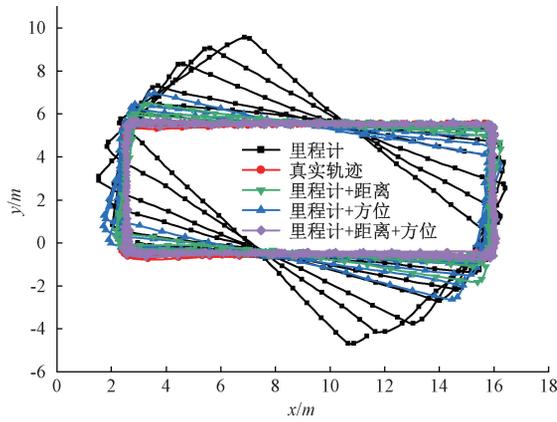
单基站配置, 定位误差降低 42%。由此可见增加 UWB 基站数量有利于提升定位精度, 四基站时定位精度最高, 双基站配置下定位性价比较高, 定位误差达到 0.119 m, 后续增加基站数量对定位精度提升较小。

表 1 实验 1: 不同定位方法在不同的 UWB 基站配置下, 定位误差评估结果

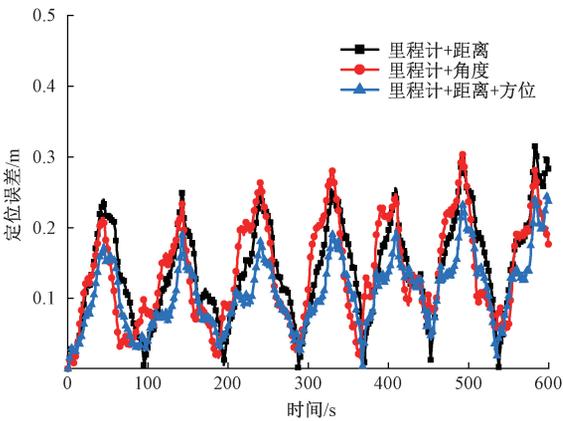
Table 1 Experiment I: Localization error evaluation results for different positioning methods with different UWB anchor configurations

估计方法	UWB 基站数量与编号配置			
	UWBO	UWBO, UWB1	UWBO, UWB1, UWB2	所有 UWB
里程计	2.053	2.053	2.053	2.053
距离+里程计	1.725	0.152	0.142	0.142
方位+里程计	0.232	0.195	0.145	0.137
距离+方位+里程计	0.192	0.119	0.118	0.110

不同的估计方法的定位效果不同,如图 6 所示,单独依赖里程计进行定位,随着运动距离的增加产生累计误差导致轨迹发生漂移,观察其矩形运动轨迹可以看出,直线部分定位较为准确,在转弯部分角度变化较大时定位较差,导致整体轨迹变形,在数圈误差累积后,定位误差达到 2.053 m。在此基础上,增加距离约束或方位约束都会有效抑制里程计的累计误差,使定位精度显著提升。不同的估计方法的定位精度如表 1 所示。在 UWB 基站数量设置为四基站时,距离+方位+里程计的方法相较于距离+里程计的方法定位精度提升 22%;相较方位+里程计的方法定位精度提升 20%。在单基站数量时,传统基于距离的方法对里程计累计误差约束有限,加入方位约束后定位效果明显提升,由此可见,距离+角度的联合估计方法效果较好。证明了本文提出融合 UWB 距离和方位以及里程计的图优化算法具有更好的定位效果。



(a) 不同定位方法得到的轨迹  
(a) Trajectories obtained by different localization methods



(b) 不同定位方法的误差分布  
(b) Error distribution of different localization meth

图 6 实验 1: 基站数量为 4 时, 不同定位方法评估结果  
Fig. 6 Experiment I: Evaluation results of different positioning methods with 4 anchors available

## 2) NFOV 误差对定位精度的影响

为验证 NFOV 校验消除方位奇异性的效果, 设置实验 2, 移动机器人在实验场地中无规则轨迹运动, 移动轨迹包含基站视场以外的区域, 如图 5(b) 所示, 机器人脱离基站视场。当机器人移动到基站背面时, 由于脱离了基站视场范围, UWB 测量值会难以避免产生 NFOV 误差, 其中方位测量值相较于距离测量值波动更为明显, 如图 7(a)、(b) 所示, 依据方位测量值变化可以判断基站 NFOV 状态。在机器人脱离基站视场范围时, 方位测量值产生波动, 方位误差明显增大, 方位标准差分布可以表现方位误差分布的变化情况, 如图 7(c)、(d) 所示。根据 UWB 方位测量值的标准差分布情况, 设定判定阈值。

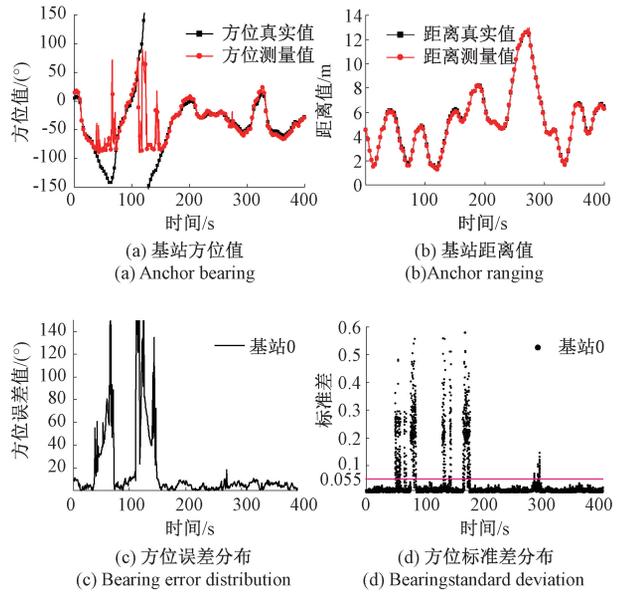


图 7 基站 0 测量数据

Fig. 7 Measurement data from anchor 0

NFOV 数据对基站方位误差影响较大, 如表 2 所示, 本文提出的 NFOV 校验可以有效剔除方位测量值中的 NFOV 误差, 基站 0 在无 NFOV 校验时, 原始方位数据的平均方位误差为 15.819°, 通过 NFOV 校验后, 剔除了方位测量值中 28.83% 的异常点, 平均方位误差为 4.611°, 降低了 70%。其余基站方位误差也明显降低, 方位数据质量明显提高。

表 2 实验 2: NFOV 误差对不同基站测量误差的影响

Table 2 Experiment II: Effect of NFOV on the measurement error of different anchors

基站编号	无 NFOV 校验		有 NFOV 校验
	平均方位误差/(°)	平均方位误差/(°)	异常点去除率/%
基站 0	15.819	4.611	28.83
基站 1	21.598	2.843	27.39
基站 2	14.389	2.533	18.78
基站 3	11.665	3.637	19.02

UWB 基站数据中存在 NFOV 误差时,利用存在 NFOV 误差的方位测量值加入图优化,其定位效果较差,如表 3 所示。在无 NFOV 校验时,移动机器人仅使用里程计时,定位误差为 0.327 m,加入方位测量值约束里程计时定位误差达到 1.608 m,定位误差不升反降,错误的方位约束导致定位方法失效。

表 3 实验 2:NFOV 误差对不同定位方法的影响

Table 3 Experiment II: Effect of NFOV on different localization methods

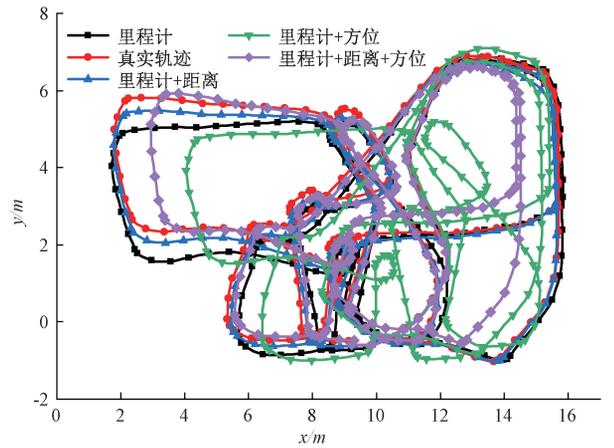
估计方法	无 NFOV 校验	有 NFOV 校验
里程计	0.327	0.327
距离+里程计	0.173	0.173
方位+里程计	1.608	0.295
距离+方位+里程计	0.475	0.093

引入 NFOV 校验后,利用有效的方位测量值作为图优化约束边,距离+方位+里程计的方法定位误差为 0.093 m,与无 NFOV 校验时相比定位误差降低 80%;与传统的距离+里程计的方法相比定位误差下降 46%;与里程计轨迹相比定位误差下降 75%。经过 NFOV 校验后,融合方位和距离的移动机器人定位方法整体定位精度最高。图 8(a)为无 NFOV 校验不同定位方法的轨迹;图 8(b)为引入 NFOV 校验后不同定位方法的轨迹。当方位数据中存在 NFOV 误差时,会导致机器人轨迹发生漂移,方位+里程计的方法与真实轨迹相差最大。经过 NFOV 校验后,机器人轨迹漂移明显减小,其中距离+方位+里程计的融合定位方法与真实轨迹重合度最高。实验结果表明,本文提出的 NFOV 校验,有效消除了 NFOV 误差对定位结果的影响,保障了定位的准确性与鲁棒性。

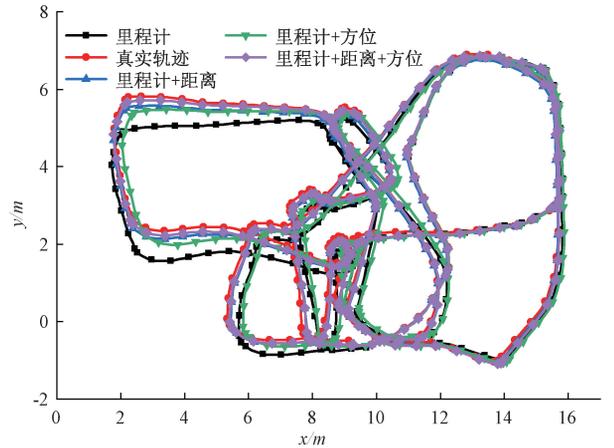
3) 遮挡环境对定位精度的影响

为验证本文算法在实际环境中的实用性,实验 3 在实验场地中增加静态遮挡物以及动态行人干扰,基站和标签安装高度均低于遮挡物高度,移动机器人在场地中进行无规则轨迹运动,如图 5(c)所示。在遮挡环境下,机器人移动过程中各种遮挡物都会对 UWB 测量结果造成不同程度的影响,导致系统定位精度下降,不同定位方法在遮挡环境下的定位性能不同。

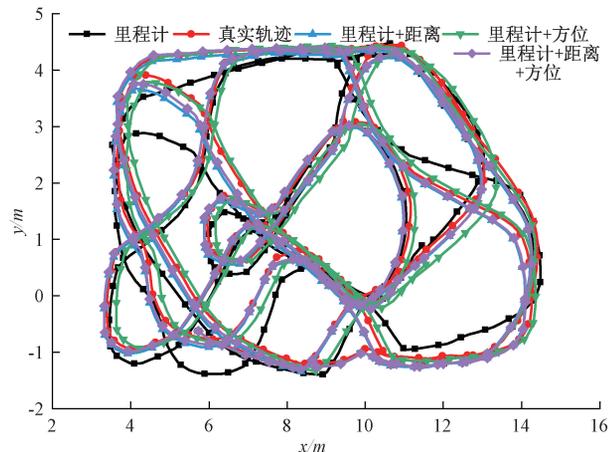
由表 4 看来遮挡环境下,距离+方位+里程计的融合定位方法定位精度最佳,达到了 0.132 m,相较于距离+里程计的方法定位精度提高 21%,相较于方位+里程计的方法定位精度提高 32%,由此可见本文所提算法在遮挡环境中也能获得较好的定位效果,图 8(c)给出了遮挡环境下不同定位方法的估计轨迹。



(a) 实验2: 无NFOV校验时不同定位方法轨迹  
(a) Experiment II: Trajectories of different localization methods when there is no NFOV calibration



(b) 实验2: 有NFOV校验时不同定位方法轨迹  
(b) Experiment II: Trajectories of different localization methods when NFOV checks are available



(c) 实验3: 遮挡环境下不同定位方法轨迹  
(c) Experiment III: Trajectories of different localization methods in obscured environments

图 8 不同定位方法轨迹对比

Fig. 8 Trajectories from different localization methods

表 4 实验 3:遮挡环境对不同定位方法的影响

Table 4 Experiment III: Effect of occlusion environment on different localization methods

估计方法	定位误差/m
里程计	0.382
距离+里程计	0.167
方位+里程计	0.195
距离+方位+里程计	0.132

结合实验 1 分析结果,在遮挡环境下,机器人定位受到障碍物的影响定位性能有所下降,但由于 UWB 穿透性强、抗干扰能力强的特点仍能保持较好的定位效果。实际应用中,可以根据移动机器人工作环境的大小和复杂度以及定位精度需求选择不同的 UWB 基站数量配置。在实验 1 中的空旷室内场景,根据定位精度的需求可以选用 1~2 个定位基站;在实验 3 的遮挡室内场景中,UWB 信号受到干扰,选用 3 个基站及以上定位效果较好,增加基站数量可以提高定位鲁棒性和覆盖范围,但也会增加成本。因此,可以根据需求在定位精度、成本和覆盖范围之间进行平衡,找到最佳的部署方案。

### 3 结 论

本文提出一种融合超宽带方位和距离的移动机器人定位方法。解决定位基站数量不足时移动机器人定位精度受限的问题。相较于现有基于测距 UWB 的定位方法,在相同定位基站数量下,本文所提融合距离和方位的移动机器人定位方法能够获得更高的定位精度。考虑到方位测量值受到 NFOV 影响较大,提出 NFOV 校验,根据方位标准差识别并剔除 UWB 方位测量值中的 NFOV 误差,保障定位的稳定。通过移动机器人在 13 m×6 m 的室内场地进行实地测试。实验结果表明,在存在 NFOV 误差的环境下,移动机器人无规则运动能够达到接近 10 cm 的定位误差,具有较高的精度和鲁棒性。本文所提方法不需要标定基站且在定位基站数量较少时能达到较高的定位精度,为移动机器人的精确定位提供了一种具有参考意义的方法。在未来的工作中,将针对算法的实时性进行优化,将该方法应用于机器人的自主导航系统中。

### 参考文献

[ 1 ] 童泉军,陈洋,路浩,等.面向表计读数的变电站巡检机器人路径规划[J].电子测量与仪器学报,2022,36(8):167-177.  
TONG X J, CHEN Y, LU H, et al. Path planning of substation inspection robot for meter reading [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8):167-177.

[ 2 ] 董青迅,涂彦明,胡祥胜,等.数字化智能仓储机器人[J].

国外电子测量技术,2022,41(4):145-152.

DONG Q X, TU Y M, HU X SH, et al. Digital intelligent warehouse robot [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(4):145-152.

- [ 3 ] DU B, QIAN K, IQBAL H, et al. Multi-robot dynamical source seeking in unknown environments[C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 9036-9042.
- [ 4 ] QIAO G. Advanced sensing development to support robot accuracy assessment and improvement [C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 917-922.
- [ 5 ] 沈凯,刘庭欣,左思琪,等.复杂城市环境下 GNSS/INS 组合导航可观测度分析及鲁棒滤波方法[J].仪器仪表学报,2020,41(9):252-261.  
SHEN K, LIU T X, ZUO S Q, et al. Observability analysis and robust fusion algorithms of GNSS / INS integrated navigation in complex urban environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(9): 252-261.
- [ 6 ] THOMA J, PAUDEL D P, CHHATKULI A, et al. Mapping, localization and path planning for image-based navigation using visual features and map[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 7383-7391.
- [ 7 ] SHAN T, ENGLT 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.
- [ 8 ] ROMANELLI F, MARTINELLI F, DI GIAMPAOLO E. Robust simultaneous localization and mapping using range and bearing estimation of radio ultra high frequency identification tags [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2022, DOI: 10.1109/TCST.2022.3204386.
- [ 9 ] 陈禹,渠吉庆,唐文静,等.基于 LSTM 的室内定位系统设计与实现[J].电子测量技术,2021,44(19): 161-166.  
CHEN Y, QU J Q, TANG W J, et al. Design and implementation of indoor positioning system based on LSTM [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(19):161-166.
- [ 10 ] ARUN A, AYYALASOMAYAJULA R, HUNTER W, et al. P2SLAM: Bearing based wifi slam for indoor robots[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 3326-3333.
- [ 11 ] 王红尧,郑鸿林,田劫,等.面向矿井动目标的 PSO-SVR

- 模型与 UWB Chan 优化距离指纹融合定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 106-114.
- WANG H Y, ZHENG H L, TIAN J, et al. Fusion location method of PSO-SVR model and UWB Chan optimal fingerprint matching for mine moving target [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 106-114.
- [12] ZAFARI F, GKELIAS A, LEUNG K K. A survey of indoor localization systems and technologies [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(3): 2568-2599.
- [13] QI H, MO L, WU X. SDP relaxation methods for RS-S/AOA-based localization in sensor networks [J]. IEEE Access, 2020, 8: 55113-55124.
- [14] LI Y Y, QI G Q, SHENG A D. Performance metric on the best achievable accuracy for hybrid TOA/AOA target localization [J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(7): 1474-1477.
- [15] LI C, TROGH J, PLETS D, et al. CRLB-based positioning performance of indoor hybrid AoA/RSS/ToF localization [C]. 2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, 2019: 1-6.
- [16] ZHANG M, ZUO X, CHEN Y, et al. Pose estimation for ground robots: On manifold representation, integration, reparameterization, and optimization [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(4): 1081-1099.
- [17] 梁艳, 张清东, 赵宁, 等. 基于 UWB 和惯性导航融合的室内定位方法 [J]. 红外与激光工程, 2021, 50(9): 293-306.
- LIANG Y, ZHANG Q D, ZHAO N, et al. Indoor location method based on UWB and inertial navigation fusion [J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(9): 293-306.
- [18] LIU R, HE Y, YUEN C, et al. Cost-effective mapping of mobile robot based on the fusion of UWB and short-range 2-D Lidar [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 27(3): 1321-1331.
- [19] ZHANG H, ZHOU X, ZHONG H, et al. A dynamic window based UWB-odometer fusion approach for indoor positioning [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, DOI: 10.1109/JSEN.2022.3228789.
- [20] KÜMMERLE R, GRISETTI G, STRASDAT H, et al. G2o: A general framework for graph optimization [C]. 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2011: 3607-3613.
- [21] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(1): 34-46.
- [22] THRUN S, BURGARD W, FOX D. Probabilistic Robotics [M]. MIT Press, 2005.

### 作者简介



蓝发籍, 2021 年于成都师范学院获得学士学位, 现为西南科技大学硕士研究生, 主要研究方向为室内定位和 SLAM。

E-mail: fajilan@mails.swust.edu.cn

**Lan Fajian** received his B. Sc. degree from Chengdu Normal University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in Southwest University of Science and Technology. His main research interests include indoor localization and SLAM.



刘冉 (通信作者), 分别在 2007 年和 2010 年于西南科技大学获得学士学位和硕士学位, 2014 年于德国图宾根大学获得博士学位, 现为西南科技大学副教授, 主要研究方向为机器人导航定位、室内定位、SLAM。

E-mail: ran\_liu@sutd.edu.sg

**Liu Ran** (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Southwest University of Science and Technology in 2007 and 2010, respectively, and Ph. D. degree from University of Tübingen, Germany in 2014. Now he is an associate professor of Southwest University of Science and Technology. His main research interests include robot navigation and localization, indoor positioning, SLAM.