基于UWB和IMU融合的矿井巡检机器人定位技术研究与应用*

崩文博[1,2],张宏伟[1,2],蒲忠辉[3],肖卫[3]

(1.河南理工大学 电气工程与自动化学院, 河南 焦作市 454003; 2.河南省煤矿装备智能检测与控制重点实验室, 河南 焦作市 454003;3.河南龙宇能源股份有限公司, 河南 商丘市 476600)

摘要:针对矿山井下巡检机器人因受环境影响而定位精度低、实时性差等问题,提出了一种基于UWB(超宽带)与IMU(惯性测量单元)的融合定位方法。首先,利用UWB测距模块测量巡检机器人与UWB基站间的距离;其次,构建GRU(门控循环单元)神经网络模型,将UWB测量距离和真实距离输入神经网络模型中进行训练,得到GRU修正模型;然后,通过GRU神经网络修正模型对实测距离的修正,抑制复杂环境下NLOS(非视矩)距离误差,得到较之前更为精确的距离;最后,通过ESKF(误差状态卡尔曼滤波)将修正后的距离信息与IMU提供的数据结合,构建误差状态方程和量测方程,分别对系统的误差状态进行演化和更新,解算出更精确的位置坐标。试验结果表明:在三种不同NLOS环境下,修正后的静态实验定位精度较之前分别提升了6.09%、16.56%、18.89%,且在复合场景下定位精度较之前提升了11.36%;在动态实验中,修正后的平均定位精度较之前提升了11.10%。通过对非视距下测量的伪距进行修正可减小了非视距的影响,提高定位精度。

关键词:巡检机器人;融合定位技术;惯性测量单元;GRU神经网络;非视距

中图分类号:TD76;TD242 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2025)08-0200-09

Research and Application of Positioning Technology for Mine Inspection Robot Based on UWB and IMU Fusion

KUAI Wenbo[1,2], *ZHANG Hongwei*[1,2], *PU Zhonghui*[3], *XIAO Wei*[3]

(1.School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454003, China;
2.Henan Key Laboratory of Intelligent Detection and Control of Coal Mine Equipment, Jiaozuo, Henan 454003, China;
3.Henan Longyu Energy Co.,Ltd., Shangqiu, Henan 476600, China)

Abstract: A fusion positioning method based on UWB (Ultra Wideband) and IMU (Inertial Measurement Unit) was proposed to address the issues of low positioning accuracy and poor real-time performance of underground inspection robots in mines due to environmental influences. Firstly, the UWB ranging module was used to measure the distance between the inspection robot and the UWB base station. Secondly, a GRU (Gated Recurrent Unit) neural network model was constructed, and the UWB measurement distance and real distance were input into the neural network model for training, resulting in a GRU correction model. Then, the GRU neural network was used to correct the model for the measured distance, suppressing NLOS (Non-Line of Sight) distance errors in complex environments and obtaining more accurate distances than before. Finally, the corrected distance information was combined with the data provided by the IMU through ESKF (Error State Kalman Filter) to construct the error state equation and measurement equation, respectively, to evolve and update the system's error state and calculate more accurate position coordinates. The experimental results show that under three different NLOS environments, the corrected static experimental positioning accuracy is improved by 6.09%, 16.56% and 18.89% respectively, and the positioning accuracy in the composite scene is improved by 11.36% compared to before. In the dynamic experiment, the corrected average positioning accuracy is improved by 11.10% compared to before. By correcting the pseudo range measured under non line of sight, the impact of non line of sight can be reduced and the positioning accuracy can be improved.

Key words: Inspection robot, Fusion positioning method, Inertial measurement unit, GRU neural network, Non-line of sight

---

* **收稿日期**:2024-09-09

基金项目:河南省高校科技创新团队项目(20IRTSTHN019)

作者简介:崩文博(1997—),男,河南商丘人,硕士研究生,研究方向为煤矿装备智能检测与控制。E-mail:1014724988@qq.com

通信作者:张宏伟(1980—),男,安徽宿州人,博士,教授,研究方向为机电设备智能检测与控制。E-mail:zhanghw@hpu.edu.cn

0 引言

矿业是国民经济发展的重要支柱性产业,但矿山井下工作环境恶劣,灾害频发,造成伤亡事故。矿井机器人在现代矿业中扮演着越来越重要的角色,其中危险气体巡检机器人能够代替人工进入含有危害气体的环境,并能实现长时间井下作业,从而减少人员伤亡[1]。因此,为满足矿业安全生产以及井下救援需求,研发和应用巡检机器人对排除井下安全隐患具有重大意义,而定位精度是实现巡检机器人精确控制的关键因素。但由于矿井中机器人的定位受限于非视距(Non-Line of Sight,NLOS)的影响严重,传统的单个传感器已不满足巡检机器人定位需求[2-4]。

近年来,多个传感器融合定位已然成为研究热点。LANDOLSI 等[5]使用 UKF 算法提供的递归最小均方误差估计技术以及基于视距(Line of Sight,LOS)与非视距假设下的概率密度函数实现了高可靠性的 LOS/NLOS 分类,使得超宽带(Ultra Wide Band,UWB)定位性能得到了提升。杨秀建等[6]提出了改进的 UKF 算法将 UWB、惯性测量单元(Inertial Measurement Unit,IMU)和里程计编码信息进行集中式融合,利用 Sage-Husa 滤波器估计更新噪声,引入渐消因子,避免滤波器发散,提高了滤波速率,实现了机器人实时定位。

扩展卡尔曼滤波(EKF)是常见用于融合定位的滤波之一。张晓莉等[7]通过 RFID 电子标签提供的真实位置信息,结合 EKF 对捷联惯导产生的累计误差进行修正,提高了巡检机器人的定位精度。张斌飞等[8]使用 EKF 对 UWB 和 IMU 组合定位,并将最小二乘算法和 Taylor 算法结合,有效抑制了 UWB 测距精度低、受基站布局影响大的问题。

徐庆坤等[9]设计了一种融合 UWB 与里程计的定位系统,UWB 定位的随机误差和非视距能有效地抑制误差,使移动机器人的定位精度与可靠性都得到了提升。近年来,学者们将神经网络应用于目标定位研究。古玉锋等[10]提出了一种基于神经网络与自调节卡尔曼滤波的超宽带定位算法,利用 UWB 定位标签和基站之间的距离以及相应的定位信息,建立神经网络模型。将实际位置作为输出进行训练,通过实时测距得到实时的定位坐标。

UWB 定位技术具有定位精度高、可靠性强、实时性好等优势,单独使用 UWB 对机器人定位时,易受多径效应、环境干扰以及非视距等的影响,使得其定位结果有较大的波动性[11]。IMU 具有高精度、高稳定性,兼具较强的耐用性和抗干扰性,能够应对巡检机器人在矿井下复杂环境中振动和干扰的影响。但 IMU 单独定位时,存在积分漂移和累计误差等问题,长时间使用会导致定位误差逐渐增大[12]。因此,为解决矿井下 NLOS 对巡检机器人定位产生的影响,采取 UWB 与 IMU 融合定位,选取对 UWB 测距修正的方法来减小 NLOS 带来的误差[13]。引入门控循环单元(Gate Recurrent,GRU)神经网络[14]修正模型,对 UWB 测量距离进行修正,将修正后的距离作为量测更新,IMU 测量数据作为预测,将修正前后的测距信息输入误差状态卡尔曼滤波(Error State Kalman Filtering,ESKF)中进行融合定位,并通过非视距条件下的静态和动态定位试验验证了该方法的有效性。

1 UWB 测距与修正

1.1 UWB 测距

TOA(到达时间)[15]测距方法是通过 UWB 基站与标签之间的多次通信实现的。基于 TOA 测距原理,提出一种双边双向测距算法(Double Sided-Two-WayRanging,DS-TWR),该算法不仅考虑了来自单个标签的数据,还从两个不同方向上同时获取信息,算法模型如图 1 所示。UWB 基站在 T_1 时刻向标签发送数据包,在 T'_1 时刻由标签 B 接收,然后标签对该数据包加以处理后在 T'_2 时刻同时发射响应性质和请求性质的信号,基站在 T_2 时刻接收,处理一段时间后在 T_3 时刻回复响应信号,模块在 T'_3 时刻接收。计算出两个超宽带模组间的传输时间 T_r,再与光速 c 相乘,即可求出两个基站与标签间的距离,见式(1)、式(2)。

$$T_r=\frac{T_{ro1}\cdot T_{ro2}-T_{re1}\cdot T_{re2}}{(T_{ro1}+T_{ro2})+(T_{re1}+T_{re2})} \tag{1}$$

$$D=T_r\cdot c \tag{2}$$

式中:$T_{ro1}=T_2-T_1$、$T_{ro2}=T'_3-T'_2$、$T_{re1}=T'_2-T'_1$、$T_{re2}=T_3-T_2$;T_1、T_2 分别为基站第一次发出信号与第一次接收到信号的时间;T_3 为基站第二次发出信号的时间;T'_1、T'_2 分别为标签第一次收到信号与回复信号的时间;T'_3 为标签第二次接收到信号的时间;c 为光速,$c=3\times10^8$ m/s。

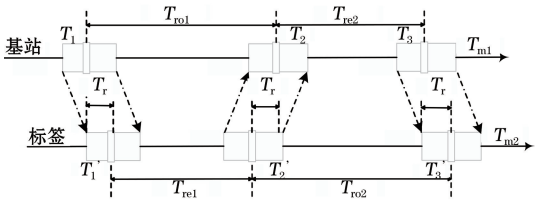


图 1 DS-TWR 双边双向测距模型

Fig.1 DS-TWR double side two-way ranging model

1.2 测距修正

采用 UWB 对矿井巡检机器人进行定位时，NLOS 误差的影响会使 UWB 信号传播时间变长、信号衰减以及出现反射等现象，这些因素会显著降低测距精度，影响定位精度。

为减小矿井下 NLOS 环境对巡检机器人定位的影响，通过 GRU 神经网络模型对测距误差进行修正。GRU 神经网络结构如图 2 所示。相比于长短期记忆(LSTM)神经网络[16]，GRU 神经网络模型的结构简单，参数更少，训练速度更快，能够有效处理长序列和短序列数据，其灵活的网络结构可以根据具体任务进行调整和优化，适用于不同规模和类型的数据。此外，GRU 具有自适应样本权重选择能力，当非视距误差出现异常波动时，GRU 会选择忽略，从而提高输出结果的准确性。

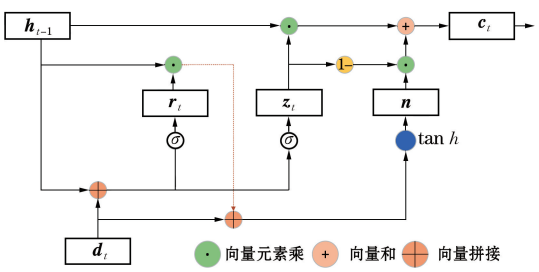


图 2 GRU 神经网络结构

Fig.2 Structure of GRU neural network

根据 UWB 标签与各个基站之间的距离建立神经网络模型。通过各个节点之间的相互连接关系进行数据处理，对原始 UWB 数据进行预处理并将其划分为训练集和测试集；训练集输入 GRU 网络进行模型训练，再使用测试集验证预测效果；将实测距离信息输入训练好的模型，得到修正后的精确距离值。

假设输入序列为 UWB 模块测量距离值序列 $\{d_1,d_2,\cdots d_i,\cdots,d_t\}$，将其转换成特征向量序列的形式，计算过程如下[17]：

GRU 更新门 $\boldsymbol{z}_t$ 计算：

$$\boldsymbol{z}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_z\cdot[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{d}_t]+\boldsymbol{U}_z\cdot\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_z) \tag{3}$$

GRU 重置门 $\boldsymbol{r}_t$ 计算：

$$\boldsymbol{r}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_r\cdot[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{d}_t]+\boldsymbol{U}_r\cdot\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_r) \tag{4}$$

计算候选隐藏状态 $\boldsymbol{n}$：

$$\boldsymbol{n}=\tanh(\boldsymbol{W}\cdot[\boldsymbol{r}_t\cdot\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{d}_t]+\boldsymbol{U}\cdot\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}) \tag{5}$$

更新记忆状态 $\boldsymbol{c}_t$ 和隐藏状态 $\boldsymbol{h}_t$：

$$\boldsymbol{c}_t=(1-\boldsymbol{z}_t)\cdot\boldsymbol{c}_{t-1}+\boldsymbol{z}_t\cdot\boldsymbol{n} \tag{6}$$

$$\boldsymbol{h}_t=\boldsymbol{c}_t \tag{7}$$

利用隐藏状态进行最终距离的预测：

$$\hat{\boldsymbol{S}}_t=\boldsymbol{V}\cdot\boldsymbol{h}_t+e \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{W}_z$、$\boldsymbol{W}_r$、$\boldsymbol{W}$ 分别为更新门、重置门和候选门的权重矩阵；$\boldsymbol{U}_z$、$\boldsymbol{U}_r$、$\boldsymbol{U}$ 为用于输入和真实距离之间的权重函数；$\boldsymbol{b}_z$、$\boldsymbol{b}_r$、$\boldsymbol{b}$ 分别为更新门、重置门和候选状态的偏置向量；$\boldsymbol{d}_t$ 为测量距离值的特征向量；$\boldsymbol{x}_t$ 为当前步的其他特征向量；σ 为 Sigmoid 函数；$[\cdot,\cdot]$ 为向量的串联操作；e 为偏置项；$\hat{\boldsymbol{S}}_t$ 为输出预测值；$\boldsymbol{V}$ 为权重矩阵。

计算模型输出与实际距离之间的损失，并通过方向传播更新模型参数，使得损失最小化。通过最小化损失函数，可以优化网络参数，使得神经网络能更好地预测真实距离。

均方误差损失函数：

$$L=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(S_i-\hat{S}_i)^2 \tag{9}$$

式中：m 为样本特征维度；S_i 为真实值；$\hat{S}_i$ 为模型输出值。

加权损失函数：

$$L'=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}w_i(S_i-\hat{S}_i)^2 \tag{10}$$

式中，w_i 为第 i 个样本的权重。

设定阈值 ε，当 $(S_i-\hat{S}_i)^2>\varepsilon$ 时，$w_i=0$；否则，$w_i=1$。该设定可使训练过程中 GRU 模型能够忽略那些误差过大的样本，从而提高模型的准确性。

2 IMU 定位原理

IMU 与 UWB 融合定位时，需要将 IMU 载体坐标系(B 系)转换到 UWB 所在的导航坐标系(N 系)[18]。假设载体坐标相对于导航坐标系的旋转角度 ψ 为偏航角(Yaw 角)，则由 B 系到 N 系的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_B^N$ 为：

$$\boldsymbol{R}_B^N=\begin{bmatrix}\cos\psi & -\sin\psi\\ \sin\psi & \cos\psi\end{bmatrix} \tag{11}$$

$$\psi_k=\psi_{k-1}+\Delta\psi \tag{12}$$

式中:$\Delta\psi=T_s\omega_{k-1}^{N}$;$T_s$ 为采样周期;ω_{k-1}^{N} 为 $k-1$ 时刻 N 系的角速度。

IMU 定位原理的数学模型为:

$$\begin{cases}\boldsymbol{p}_k=\boldsymbol{p}_{k-1}+T_s\boldsymbol{v}_{k-1}+0.5T_s^2(\boldsymbol{R}_B^N(\boldsymbol{q}_{k-1})\boldsymbol{a}_k-g)\\ \boldsymbol{v}_k=\boldsymbol{v}_{k-1}+T_s(\boldsymbol{R}_B^N(\boldsymbol{q}_{k-1})a_k-g)\\ \boldsymbol{q}_k=\boldsymbol{\Omega}_k(\omega_k^N T_s)\boldsymbol{q}_{k-1}\end{cases} \tag{13}$$

式中:$\boldsymbol{p}_k$、$\boldsymbol{v}_k$、$\boldsymbol{q}_k$ 分别为巡检机器人在 k 时刻的位置、速度和姿态;a_k 为 k 时刻的加速度;g 为重力加速度;ω_k^N 为 k 时刻 N 系下的角速度;$\boldsymbol{\Omega}_k$ 为 k 时刻四元数更新矩阵。

3 UWB 与 IMU 融合定位

3.1 融合原理

基于 UWB 和 IMU 融合的井下巡检机器人定位原理如图 3 所示。首先将 UWB 测距模块在 NLOS 环境下测量的距离与现场实际距离值输入 GRU 神经网络进行训练,得到修正模型;采用训练后的 GRU 神经网络模型对在 NLOS 环境下测得距离值进行修正;同时,借助 IMU 采集的加速度和角速度等数据,利用惯性导航系统计算其状态信息[19];将修正后的距离值输入 ESKF 中,结合 IMU 计算的位置信息构建测量方程,进行状态更新,从而获得更精确的定位信息。

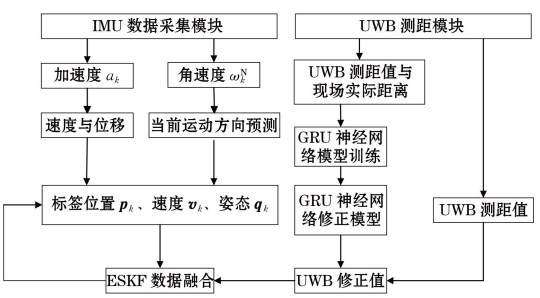


图 3 基于 UWB 和 IMU 融合的巡检机器人定位原理

Fig.3 Positioning principle of inspection robot based on UWB and IMU fusion

3.2 数据融合

由于 IMU 存在固有的定位误差,且这种误差随着时间的推移而逐渐积累和扩展。为了确保定位精度和可靠性,必须确定 IMU 的当前误差状态,并据此调整其估计值以适应环境变化。为此,设计了一套修正方案,对井下巡检机器人所处的位置、速度、姿态、加速度等参数的误差状态进行系统的评估和更新。通过将这些参数转换为特定的误差状态向量,机器人能够实时监测并更新自身的定位状态。设计巡检机器人的位置误差 $\delta\boldsymbol{p}$、速度误差 $\delta\boldsymbol{v}$、姿态误差 $\delta\boldsymbol{\phi}$、加速度零偏误差 $\delta\boldsymbol{\beta}$ 以及陀螺仪零偏误差 $\delta\boldsymbol{\mu}$ 为误差状态向量,误差状态方程为:

$$\delta\dot{\boldsymbol{X}}(t)=\boldsymbol{F}\delta\boldsymbol{X}(t)+\boldsymbol{G}\alpha \tag{14}$$

式中:$\delta\boldsymbol{X}=[\delta\boldsymbol{p}\quad\delta\boldsymbol{v}\quad\delta\boldsymbol{\phi}\quad\delta\boldsymbol{\beta}\quad\delta\boldsymbol{\mu}]^T$ 为误差状态向量;$\boldsymbol{F}$ 为误差状态转移矩阵;$\boldsymbol{G}$ 为误差状态控制矩阵;α 为系统过程噪声。

预测误差协方差矩阵为:

$$\boldsymbol{B}=\boldsymbol{F}\boldsymbol{B}\boldsymbol{F}^T+\boldsymbol{Q} \tag{15}$$

式中:$\boldsymbol{B}$ 为预测的误差协方差矩阵;$\boldsymbol{Q}$ 为系统过程噪声的协方差矩阵。

在试验过程中,由于 IMU 采集数据的速度非常快,这就要求将原本用于描述系统动态特性和响应的连续时间方程转换为可以精确刻画离散状态变量的离散系统方程:

$$\delta\boldsymbol{X}_k=\boldsymbol{\Phi}_{k-1}\delta\boldsymbol{X}_{k-1}+s_{k-1} \tag{16}$$

$$\boldsymbol{\Phi}_{k-1}\approx\boldsymbol{I}+\boldsymbol{F}T_s \tag{17}$$

式中:$\boldsymbol{\Phi}$ 为状态转移矩阵;s 为噪声;$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵。

由于传感器误差累积,IMU 在长时间使用后可能出现定位或导航精度下降,因此需要对误差状态进行修正更新,其观测方程为:

$$Y_k=f(X_k)+\tau \tag{18}$$

式中:Y_k 为观测量;$f(X_k)$ 为系统真实状态的一般非线性函数;τ 为高斯白噪声。

在 ESKF 中,需要针对误差状态构建雅可比矩阵:

$$\boldsymbol{H}_k=\left.\frac{\partial f}{\partial\delta X_k}\right|_{\delta X_k=0} \tag{19}$$

计算偏导数对其使用链式法则:

$$\boldsymbol{H}_k=\left.\frac{\partial f}{\partial X_k}\right|_x\left.\frac{\partial X_k}{\partial\delta X}\right|_x \tag{20}$$

式中,$\left.\frac{\partial f}{\partial X_k}\right|_x$ 为 $f(X_k)$ 相对自身参数的标准雅可比矩阵。

通过对雅可比矩阵的计算即可实现量测更新,则误差状态卡尔曼滤波量测更新方程为:

$$\begin{cases}\boldsymbol{K}_{k+1}=\boldsymbol{P}_{k+1|k}\boldsymbol{H}^T(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k+1|k}\boldsymbol{H}^T+\boldsymbol{M})^{-1}\\ \boldsymbol{X}_{k+1|k+1}=\boldsymbol{X}_{k+1|k}+\boldsymbol{K}_{k+1}(\boldsymbol{Y}_k-\boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_{k+1|k})\\ \boldsymbol{P}_{k+1|k+1}=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_{k+1}\boldsymbol{H})\boldsymbol{P}_{k+1|k}\end{cases} \tag{21}$$

式中:$\boldsymbol{K}_{k+1}$ 为定位标签在 $k+1$ 时刻的误差卡尔曼滤波增益;$\boldsymbol{P}_{k+1|k}$ 为定位标签在 $k+1$ 时刻的先验估

计协方差;$\boldsymbol{H}$ 为定位标签中 UWB 的状态量到实际测量的转移矩阵;$\boldsymbol{M}$ 为定位标签在定位过程中的测量噪声阵;$\boldsymbol{X}_{k+1|k+1}$ 为 $k+1$ 时刻的后验估计状态矩阵;$\boldsymbol{P}_{k+1|k+1}$ 为 $k+1$ 时刻的后验估计误差协方差。

至此,已完成 IMU 误差状态与更新机制设计,通过对误差状态的更新可以进一步提高定位精准度。将 IMU 误差状态方程纳入 ESKF 中,利用 IMU 所获得的数据,计算各时间点巡检机器人与 UWB 基站的间距 l,并与神经网络修改后的 UWB 测得的距离 l_k 差值建立测量方程,则状态向量更新方程为[20]:

$$\boldsymbol{E}_{k+1}=\boldsymbol{E}_k+\boldsymbol{J}(l_k-l) \tag{22}$$

$$l=|\boldsymbol{O}-\boldsymbol{O}_u| \tag{23}$$

式中:$\boldsymbol{E}_{k+1}$ 为 $k+1$ 时刻更新后的状态;$\boldsymbol{E}_k$ 为 k 时刻的后验估计值;$\boldsymbol{J}$ 为卡尔曼滤波增益;$\boldsymbol{O}$ 为惯性导航系统解算的巡检机器人位置;$\boldsymbol{O}_u$ 为 UWB 基站位置。

4 试验结果及分析

4.1 试验条件

矿井巡检机器人作业环境具有较高的复杂性和危险性。针对巡检机器人在矿井下复杂环境中会受到不同程度 NLOS 影响的情况,设计了三种实际场景下的试验方案,如图 4 所示。



图 4 试验场地

Fig.4 Experimental site

场景 1:定位基站与定位标签之间的障碍物采用混凝土、墙壁或岩石等模拟矿井中矿石与岩石等障碍物;场景 2:井下矿道错综复杂的分布会导致信号产生多径传播,采用设置多个障碍物来模拟该场景;场景 3:定位基站与定位标签之间的障碍物采用金属结构或金属支架模拟矿井中的金属设备等障碍物。

本文采用均方根误差(Root Mean Square Error,RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error,MAE)作为性能评估指标,对比分析不同条件下和修正模型下的测距数据,评估定位精度的改进效果。

试验场地为 500 cm×500 cm 的正方形区域,其中主基站 A 坐标为(0 cm,0 cm),次基站 B、C、D 坐标分别为(500 cm,0 cm)、(500 cm,500 cm)、(0 cm,500 cm)。小车以 0.1 m/s 的速度运行,运动轨迹为 300 cm×300 cm 的正方形。UWB 定位系统集成了先进的 DW1000 芯片与高性能的 STM32F103c8t6 微处理器,该系统采用了专为高频信号设计的棒状全向高频天线,可保证信号的全向性和稳定性。其通信能力强大,能在各种环境条件下实现远距离通信,最大通信距离可达 130 m。IMU 数据通过 MPU9250 模块采集,该模块采用集成封装技术,体积小、质量轻,适用于移动设备。

4.2 UWB 测距修正步骤

在 NLOS 影响下进行试验并利用 UWB 测量出的伪距对神经网络模块进行训练。UWB 在 NLOS 环境下的测距值修正步骤如下。

(1) 在试验场地使用 UWB 测距模块沿 300 cm×300 cm 的四条边各等距选择 300 个点,测量每个点与基站之间的距离并记录真实距离。在三种试验场景下分别进行测量。

(2) 初始化神经网络模型参数,将 UWB 模块测量的距离作为输入,实际值作为输出对神经网络进行训练,得到神经网络修正模型。

(3) 将小车置于三种试验的场景下运动,并通过数据采集模块测得实时数据,将测量出的数据放入 GRU 修正模型进行修正,得出更为准确的距离,为滤波融合做准备。

完成神经网络训练后,对在 NLOS 环境下采集的数据进行修正。选取点(250 cm,250 cm)到基站 B(500 cm,0 cm)的测距数据进行修正,修正结果对比如图 5 所示。可见 NLOS 情况下,标签与基站之间传播信号发生变化,导致 UWB 测出的伪距发生变化,进而影响定位精准度,修正后的测距精度得到显著提升。

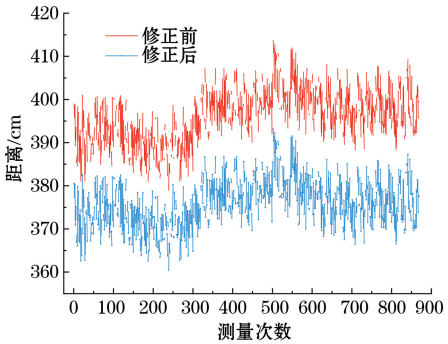


图 5 UWB 测距修正前后对比

Fig.5 Comparison before and after UWB ranging correction

为验证矿井复杂环境下巡检机器人通过 UWB 和 IMU 进行融合定位的精度,试验模拟 NLOS 环境,并通过神经网络修正模型对 NLOS 环境下的测距进行修正,对修正前后的测距信息分别进行静态与动态定位试验。

4.3 静态定位试验分析

试验场景 1 下,静态试验定位结果与定位误差如图 6 所示。

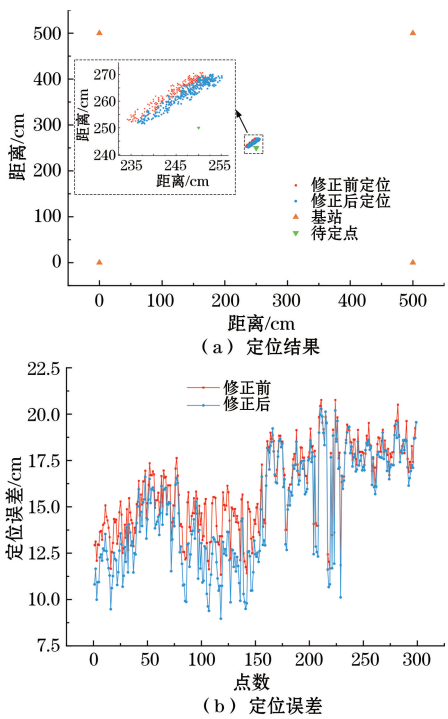


图 6 场景 1 下静态试验定位结果与定位误差

Fig.6 Positioning results and positioning error of static experiment under scenario 1

试验场景 2 下,静态试验定位结果与定位误差如图 7 所示。

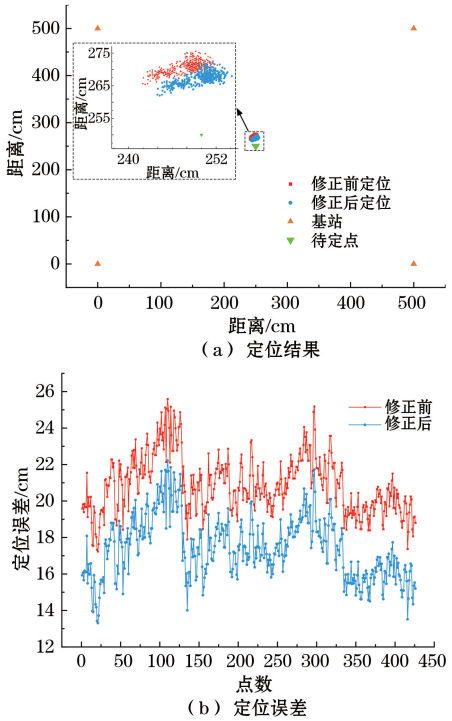


图 7 场景 2 下静态试验定位结果与定位误差

Fig.7 Positioning results and positioning error of static experiment under scenario 2

试验场景 3 下,静态试验定位结果与定位误差如图 8 所示。

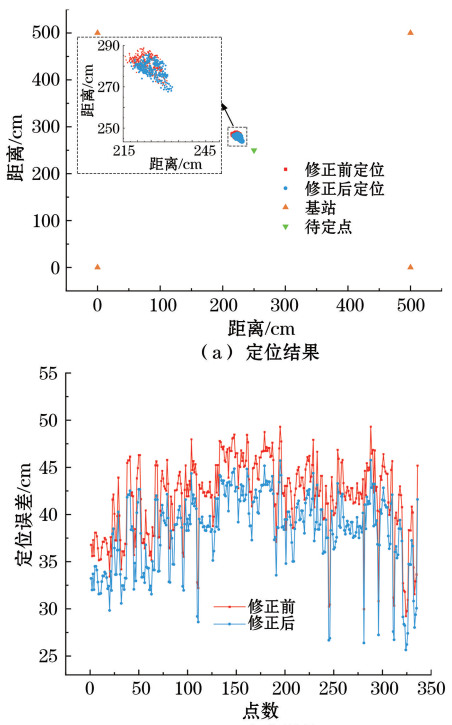


图 8 场景 3 下静态试验定位结果与定位误差

Fig.8 Positioning results and positioning error of static experiment under scenario 3

选取场景 1 和 3 复合障碍物进行静态试验,模拟巡检机器人在矿井中遇到多种复杂环境时的定位情况。复合障碍物下的定位结果与定位误差如图 9 所示。不同场景下静态试验定位误差见表 1。

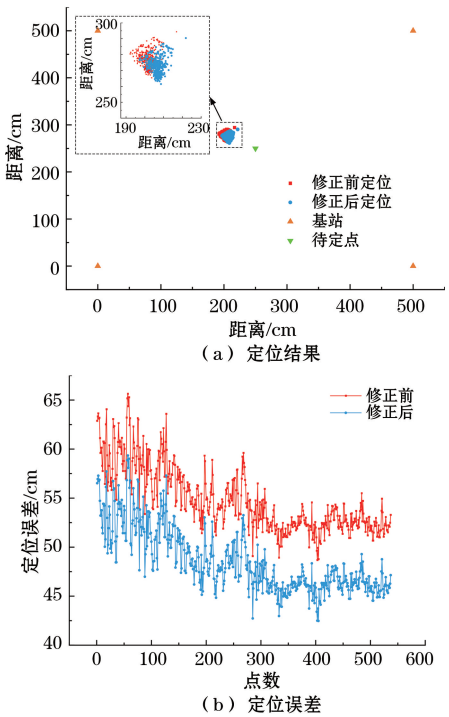


图 9 复合场景下静态试验定位结果与定位误差

Fig.9 Positioning results and positioning error of static experiment under composite scene

表 1 不同场景下静态试验定位误差

Table 1 Positioning errors of static experiment under different scenarios

试验场景	评估指标	原始误差/cm	修正误差/cm
场景 1	RMSE	16.09	15.11
	MAE	15.97	14.85
场景 2	RMSE	20.96	17.49
	MAE	20.90	17.41
场景 3	RMSE	37.59	30.49
	MAE	37.58	30.45
复合场景	RMSE	54.91	48.67
	MAE	54.81	48.56

由表 1 可知,采用 RMSE 指标评估时,修正后各场景下的平均定位精度均有显著提升。与修正前相比,修正后场景 1、场景 2、场景 3、复合场景下的定位精度分别提升了 6.09%、16.56%、18.89%、11.36%。试验结果表明,针对不同的 NLOS 环境产生的定位误差,通过修正模型对非视距测量距离进行修正,均能有效提高定位精度。

4.4 动态定位试验分析

为模拟巡检机器人在运动时的定位情况,试验将小车置于场景 1、场景 2、场景 3 的复合场景下,控制其沿相同的轨迹运动。试验中采集复合场景下 UWB 模块的原始测距作为修正前的实测距离值,随后采用神经网络对其进行修正,将修正前后的数据作为 ESKF 的量测输入进行融合定位。通过该试验来模拟巡检机器人在井下受到 NLOS 环境影响后产生的定位误差,定位结果如图 10 所示。复合场景下动态试验定位误差见表 2,部分试验数据见表 3。

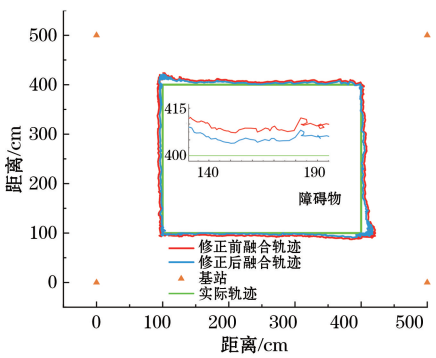


图 10 动态试验定位结果

Fig.10 Positioning results of dynamic experiment

表 2 复合场景下动态试验定位误差

Table 2 Positioning errors of dynamic experiment under composite sence

评估指标	原始误差/cm	修正误差/cm
RMSE	27.66	24.59
MAE	24.55	20.98

由表 2 可知,采用 RMSE 指标评估时,复合场景下修正后的定位精度较修正前提升了 11.10%,结合图 10 可以看出,经过神经网络修正后的定位轨迹较修正前更贴近于实际轨迹。

表 3 部分试验数据

Table 3 Partial experiment data

序号	实际坐标/cm	原始定位/cm	修正定位/cm
1	(250,250)	(246.64,257.70)	(247.61,257.23)
2	(250,250)	(248.93,258.51)	(245.92,256.06)
3	(250,250)	(244.17,268.89)	(246.17,265,50)
4	(250,250)	(243.83,266.23)	(245.82,262.85)
5	(250,250)	(222.67,275.29)	(229.27,271.65)
6	(250,250)	(220.27,277.74)	(226.79,273.90)
7	(355.85,100)	(341.49,90.98)	(344.73,94.80)
8	(400,344.82)	(403.81,335.79)	(400.95,336.92)
9	(233.44,400)	(239.92,405.45)	(239.47,401.84)
10	(100,247.49)	(93.42,249.10)	(96.60,250.94)

5 结论

为解决矿井下 NLOS 对巡检机器人定位精度产生的影响,提出一种基于 UWB 和 IMU 的融合定位方法。通过 GRU 神经网络对 UWB 测距进行修正,将 IMU 测量数据作为预测,并将修正前后的数据输入 ESKF 进行融合定位。

针对巡检机器人在矿井下复杂环境中会受到不同程度 NLOS 影响的情况,设计了三种实际场景下的试验方案。试验结果表明,三种场景下修正后的静态试验定位精度较修正前分别提升了 6.09%、16.56%、18.89%,且在复合场景下平均定位精度较修正前提升了 11.36%;修正后的动态试验定位精度较修正前提升了11.10%。通过对非视距下测量的伪距进行修正可减小非视距的影响,提高定位精度。

参考文献(References):

[1] 孙金海,明建,胡东东,等.基于 ZigBee 的 RSSI 矿山人员定位改进算法研究[J].矿业研究与开发,2022,42(9):165-169.
SUN Jinhai, MING Jian, HU Dongdong, et al. Improved RSSI algorithm research on the mine personnel positioning based on ZigBee technology [J]. Mining Research and Development,2022,42(9):165-169.

[2] 王智勇,张宏伟,卜旭辉.基于 UWB 与指纹定位的矿井移动目标 TOA 定位算法[J].矿业研究与开发,2024,44(3):192-200.
WANG Zhiyong, ZHANG Hongwei, BU Xuhui. TOA localization algorithm of underground mine moving target based on UWB and fingerprint localization [J]. Mining Research and Development,2024,44(3):192-200.

[3] 由韶泽.煤矿井下钻孔机器人自主导航关键技术研究[D].徐州:中国矿业大学,2023.
YOU Shaoze. Research on key technologies of autonomous navigation for underground drilling robot in coal mines[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology,2023.

[4] 皇行涛.基于多编码器与惯导融合的煤矿井下无轨胶轮车定位系统研究[D].徐州:中国矿业大学,2023.
HUANG Xingtao. Research on positioning system of trackless rubber wheel vehicle in coal mine based on multiple encoders and SINS[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology,2023.

[5] LANDOLSI M A, MUQAIBEL A H, ALMUTAIRI A F. UKF-based channel estimation and LOS/NLOS classification in UWB wireless networks [J]. Journal of Engineering Research,2016,4:15.

[6] 杨秀建,皇甫尚昆,颜绍祥.基于改进 UKF 的 UWB/IMU/里程计融合定位方法[J].中国惯性技术学报,2023,31(5):462-471.
YANG Xiujian, HUANGFU Shangkun, YAN Shaoxiang. Fusion positioning method with UWB/IMU/odometer based on the improved UKF [J]. Journal of Chinese Inertial Technology,2023,31(5):462-471.

[7] 张晓莉,王张哲.井下巡检机器人实时高精度定位方法[J].矿业研究与开发,2021,41(10):158-161.
ZHANG Xiaoli, WANG Zhangzhe. Real-time and high-precision positioning method of underground patrol robot [J]. Mining Research and Development, 2021, 41(10): 158-161.

[8] 张斌飞,靳伍银.基于 UWB 和 IMU 紧组合的室内定位导航算法[J].电子测量技术,2022,45(10):67-73.
ZHANG Binfei, JIN Wuyin. Indoor positioning and navigation algorithm based on UWB and IMU tight combination[J]. Electronic Measurement Technology,2022,45(10):67-73.

[9] 徐庆坤,王天皓,宋中越.UWB 与里程计融合的室内移动机器人定位设计[J].机械设计与制造,2021(8):295-299+304.
XU Qingkun, WANG Tianhao, SONG Zhongyue. Design of indoor mobile robot location based on UWB and odometer data fusion[J]. Machinery Design & Manufacture,2021(8):295-299+304.

[10] 古玉锋,杜雨洁,王育阳,等.基于神经网络与自调节卡尔曼滤波的超宽带定位算法研究[J].中国机械工程,2023,34(12):1504-1511.
GU Yufeng, DU Yujie, WANG Yuyang, et al. Study on UWB positioning algorithm based on neural networks and self-adjusting Kalman filters [J]. China Mechanical Engineering,2023,34(12):1504-1511.

[11] CHENG J H, PENG P P, HUANG Y R. Application of improved Kalman filter in under-ground positioning system of coal mine [J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity,2021,31(8):0603904.

[12] 赵阳,王田虎,李文杰,等.基于 UWB 和 IMU 融合的 UWB 弱信号环境下高精度定位算法[J].无线电工程,2024,54(7):1721-1731.
ZHAO Yang, WANG Tianhu, LI Wenjie, et al. High-precision positioning algorithm based on UWB and IMU fusion in UWB weak signal environment [J]. Radio Engineering,2024,54(7):1721-1731.

[13] LUO J, YIN Z S, GUI L Q. A GNSS UWB tight coupling and IMU ESKF algorithm for indoor and outdoor mixed scenario[J]. Cluster Computing,2024,27:4855-4865.

[14] 郭俊权,刘达,易颂轩,等.基于 GRU 神经网络的 UWB 定位算法研究[J].测试技术学报,2023,37(3):194-198+207.
GUO Junquan, LIU Da, YI Songxuan, et al. Research on UWB location algorithm based on GRU neural network[J]. Journal of Test and Measurement Technology,2023,37(3):194-198+207.

[15] 邵小强,李康乐,陈熙,等.基于改进卡尔曼滤波和参数拟合的矿井TOA定位方法[J].煤炭学报,2019,44(5):1616-1624.
SHAO Xiaoqiang, LI Kangle, CHEN Xi, et al. Mine TOA positioning method of coalmine based on Kalman filter and parameter fitting[J]. Journal of China Coal Society,2019,44(5):1616-1624.

[16] 郑宏舟,赵宇宸,孟飞.基于深度学习GRU网络的UWB室内定位优化[J].上海理工大学学报,2024,46(1):78-86.
ZHENG Hongzhou, ZHAO Yuchen, MENG Fei. Optimization of UWB indoor localization based on deep learning GRU networks[J]. Journal of University of Shanghai For Science and Technology,2024,46(1):78-86.

[17] 李大占,宁一鹏,赵文硕,等.卷积-长短期记忆神经网络超宽带定位方法[J].导航定位学报,2024,12(1):97-105.
LI Dazhan, NING Yipeng, ZHAO Wenshuo, et al. Convolution-long short-term memory neural network UWB localization method[J]. Journal of Navigation and Positioning,2024,12(1):97-105.

[18] 邹强,陆甫光,兰旭博,等.基于ISRUKF的UWB/INS组合室内定位方法研究[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2022,55(5):496-503.
ZOU Qiang, LU Fuguang, LAN Kuibo, et al. UWB/INS combined indoor positioning method based on ISRUKF[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology),2022,55(5):496-503.

[19] 牛小骥,旷俭,陈起金.采用MEMS惯导的小口径管道内检测定位方案可行性研究[J].传感技术学报,2016,29(1):40-44.
NIU Xiaoji, KUANG Jian, CHEN Qijin. Study on the posibility of the PIG positioning using MEMS-based IMU[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators,2016,29(1):40-44.

[20] FENG D Q, WANG C Q, HE C L, et al. Kalman-filter-based integration of IMU and UWB for high-accuracy indoor positioning and navigation[J]. IEEE Internet of Things Journal,2020,7(4):3133-3146.