

文章编号: 1671-251X(2024)06-0096-08

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2024010071

基于 UWB 与 PDR 的井下人员融合定位方法

贾宇涛¹, 李冠华², 潘红光^{3,4}, 陈海舰², 魏绪强^{3,4}, 白俊明^{3,4}

(1. 国能神东煤炭集团有限责任公司, 陕西 榆林 719315; 2. 中煤科工集团常州研究院有限公司, 江苏 常州 213015; 3. 西安科技大学 电控学院, 陕西 西安 710054;
4. 西安市电气设备状态监测与供电安全重点实验室, 陕西 西安 710054)

摘要: 现有超宽带(UWB)与行人航位推算(PDR)融合定位方法大多忽略了非视距(NLOS)环境下的定位误差校正,以简单的阈值划分作为 NLOS 环境判断依据,而阈值划分在很大程度上与定位场景及场地大小相关。针对上述问题,提出一种考虑 NLOS 环境的基于 UWB 与 PDR 的井下人员融合定位方法。首先,利用 UWB 技术进行井下人员位置解算,通过三边定位算法得到人员初步位置后,使用最小二乘法对位置进行优化,通过多项式拟合实现 NLOS 环境下基站和标签之间实际值和测量值之间的拟合,减小 NLOS 环境下的测距误差,提高定位精度。其次,采用 PDR 算法对步态进行识别和分析,PDR 算法使用惯性导航传感器采集的步态数据,通过步态识别、步长估计和方向估计,实现目标位置的更新;然后,通过卷积神经网络(CNN)-长短期记忆(LSTM)网络分析信道脉冲响应(CIR)特征,实现视距(LOS)/NLOS 识别,解决 NLOS 环境判断存在场景限制的问题;最后,根据 LOS/NLOS 识别结果确定融合系数,实现 UWB 和 PDR 定位结果融合。测试结果表明:多项式拟合后 UWB 平均测距误差降低 0.59 m;LOS/NLOS 识别的平均准确率为 95.3%,召回率和 F_1 分数均在 90% 以上,验证了 CNN-LSTM 具有较好的识别效果;融合定位方法的平均误差为 0.31 m,较 UWB 降低 1.57 m,较 PDR 降低 1.41 m。

关键词: 井下人员定位; UWB; 行人航位推算; PDR; 融合定位; 非视距环境; 最小二乘法; 多项式拟合; CNN-LSTM; LOS; NLOS

中图分类号: TD655.3

文献标志码: A

A fusion positioning method for underground personnel based on UWB and PDR

JIA Yutao¹, LI Guanhua², PAN Hongguang^{3,4}, CHEN Haijian², WEI Xuqiang^{3,4}, BAI Junming^{3,4}

(1. CHN Energy Shendong Coal Group Co., Ltd., Yulin 719315, China; 2. CCTEG Changzhou Research Institute, Changzhou 213015, China; 3. College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 4. Xi'an Key Laboratory of Electrical Equipment Condition Monitoring and Power Supply Security, Xi'an 710054, China)

Abstract: Most existing fusion positioning methods for ultra-wideband (UWB) and pedestrian dead reckoning (PDR) ignore the correction of positioning errors in non line of sight (NLOS) environments. The methods use simple threshold division as the basis for NLOS environment judgment, which is largely related to the positioning scene and site size. In order to solve the above problems, a fusion positioning method for underground personnel considering NLOS environment is proposed. Firstly, UWB technology is used to calculate the position of underground personnel. After obtaining the preliminary position of personnel through the trilateral positioning algorithm, the least squares method is used to optimize the position. Polynomial fitting is used to

收稿日期: 2024-01-22; 修回日期: 2024-06-18; 责任编辑: 胡娴。

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFC3009800); 国家自然科学基金项目(61603295); 陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍建设项目(2022KXJ-38); 西安市科技计划项目(23ZDCYJSGG0025-2022)。

作者简介: 贾宇涛(1988—), 男, 陕西榆林人, 工程师, 研究方向为煤矿井下人员定位, E-mail: 3159567747@qq.com。通信作者: 潘红光(1983—), 男, 山东临沂人, 副教授, 研究方向为人工智能、过程控制, E-mail: hongguangpan@163.com。

引用格式: 贾宇涛, 李冠华, 潘红光, 等. 基于 UWB 与 PDR 的井下人员融合定位方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(6): 96-102, 135.

JIA Yutao, LI Guanhua, PAN Hongguang, et al. A fusion positioning method for underground personnel based on UWB and PDR[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(6): 96-102, 135.



扫码移动阅读

achieve the fitting between the actual value and the measured value between the base station and the tag in the NLOS environment, reducing the ranging error in the NLOS environment and improving the positioning precision. Secondly, the PDR algorithm is used for gait recognition and analysis. The PDR algorithm uses gait data collected by inertial navigation sensors to update the target position through gait recognition, step size estimation, and direction estimation. Thirdly, the convolutional neural network (CNN) - long short term memory (LSTM) network is used to analyze the features of channel impulse response (CIR) and achieve line of sight (LOS)/NLOS recognition. It solves the problem of scene limitations in NLOS environment judgment. Finally, the fusion coefficient is determined based on the LOS/NLOS recognition results to achieve the fusion of UWB and PDR positioning results. The experimental results show that after polynomial fitting, the average ranging error of UWB is reduced by 0.59 m. The average accuracy of LOS/NLOS recognition is 95.3%, and the recall rate and F_1 score are both above 90%, verifying that CNN-LSTM has good recognition performance. The average error of the fusion positioning method is 0.31 m, which is 1.57 m lower than UWB and 1.41 m lower than PDR.

Key words: underground personnel positioning; UWB; pedestrian dead reckoning; PDR; fusion positioning; non line of sight environment; least squares method; polynomial fitting; CNN-LSTM; LOS; NLOS

0 引言

煤矿井下人员位置监测系统是矿山安全避险“六大系统”之一,在煤矿安全生产、事故应急救援和事故调查中发挥着重要作用^[1]。通过实时监测和定位矿工的位置,井下人员定位系统可以提供关键的安全保障,在紧急情况下,救援人员可以快速定位矿工并展开救援行动。现有单一井下人员定位技术有 WiFi 定位、蓝牙定位、超声波定位、红外线定位、无线射频识别(Radio Frequency Identification Devices, RFID)定位、超宽带(Ultra-Wideband, UWB)定位、行人航位推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)等^[2-5]。其中, WiFi、蓝牙等方法在信号传播过程中易受环境条件影响,稳定性差,定位精度不高^[6-7];超声波和红外线等只适用于小范围定位^[8-9];RFID 作用范围有限,只适用于近距离定位;UWB 定位在视距(Line of Sight, LOS)环境下精度高,但是易受非视距(Non Line of Sight, NLOS)环境影响;PDR 算法会产生较大累计误差。

由于单一定位算法无法克服自身缺陷,所以定位技术逐渐向多技术融合方向发展^[10]。Kong Xiaotong 等^[11]提出了一种基于低功耗蓝牙(Bluetooth Low Energy, BLE)和 PDR 的混合室内定位方法,将 BLE 的位置、距离测量结果与 PDR 定位结果深度融合,提高了定位精度。李宗伟等^[12]提出了一种基于飞行时间(Time of Flight, TOF)测距定位和捷联惯导定位的煤矿井下人员融合定位方法,定位精度在 1 m 左右。吴静然等^[13]设计了一种基于改进接收信号强度指示器(Received Signal Strength Indicator, RSSI)和 PDR 的矿井人员融合定位系统,采用扩展卡尔曼滤波进行融合,平均定位误差为 1.79 m。赵子凡

等^[14]提出一种 UWB 和惯导结合的定位算法,在短距离定位中提高了 NLOS 环境下的定位精度,但是在长距离定位中受定位场景影响较大,不适用于长距离定位。由于井下环境的复杂性,目前融合定位方法在定位精度和定位范围等方面还存在缺陷^[15]。

UWB 定位技术在数据环境下定位精度高,但受 NLOS 影响较大,而 PDR 算法不受 NLOS 的影响^[16-17],因此, UWB 与 PDR 融合定位方法效果较好。但现有 UWB 与 PDR 融合定位方法大多忽略了 NLOS 环境下的定位误差校正^[18-21];此外,在进行 NLOS 环境判断时,以简单的阈值划分作为 NLOS 环境的判断依据,而阈值划分在很大程度上与定位场景及场地大小相关^[22]。针对上述问题,本文通过多项式拟合校正降低 NLOS 环境对定位精度的影响,提高井下复杂环境中的人员定位精度;此外,在融合 UWB 与 PDR 的同时,利用神经网络解决 NLOS 环境判断存在场景限制的问题。

1 方法原理

基于 UWB 与 PDR 的井下人员融合定位方法包括数据采集、位置解算、融合定位 3 个部分,如图 1 所示。

1) 数据采集。使用惯导传感器(包含加速度计和陀螺仪)采集加速度和方向角数据,通过 DWM1000 传感器采集 UWB 数据,测得标签到各基站的距离,提前确定 UWB 基站的位置坐标。

2) 位置解算。位置解算包括 PDR 位置解算和 UWB 位置解算 2 个部分。PDR 位置解算通过加速度数据检测人员步态,算出人员行走的步数,同时通过步长估计模型得到人员平均步长,再利用方向角

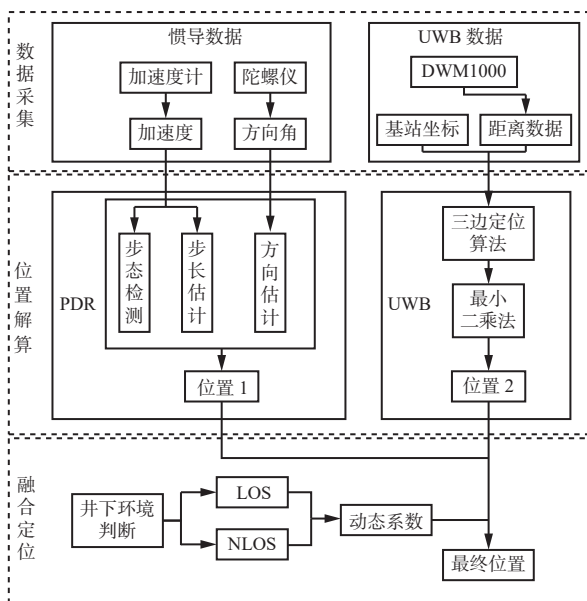


图 1 基于 UWB 与 PDR 的井下人员融合定位方法原理

Fig. 1 Principle of underground personnel fusion positioning method based on UWB and PDR

数据得到人员行走的方向,之后使用 PDR 算法位置更新模型解算出人员位置(位置 1)。UWB 位置解算利用标签与基站之间的距离,通过三边定位算法得到初步位置,再使用最小二乘法对位置进行优化,获得 UWB 解算位置(位置 2)。

3) 融合定位。通过卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)-长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络判断当前井下环境处于 LOS 环境还是 NLOS 环境,根据具体环境改变位置 1 与位置 2 的融合系数,从而得出更加准确的位置坐标。

2 方法实现

2.1 数据采集

基站一般安装于井下工作人员活动区域的边缘位置。综合考虑准确性、可靠性及经济性等,本文采用 4 个基站,布局形状为平行四边形,如图 2 所示。对角线上的基站处于同一高度,2 对基站之间存在高度差^[23]。

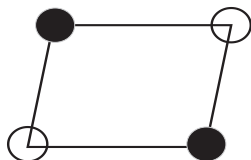


图 2 基站布局

Fig. 2 Base station layout

UWB 传感器通过接收 UWB 定位标签发送的超短脉冲信号实现对周围环境的感知,中心节点通过 UWB 通信模块接收 UWB 传感器数据并存储在数据库中。数据处理单元对采集的 UWB 数据进行实时

处理和分析。

在 PDR 数据采集,设备的正确安装至关重要,直接影响数据的准确性。考虑到腰部的稳定性及强方向性,将惯导传感器安装于人员腰部。采用带金属外壳的 N100 传感器采集加速度、角速度及磁场信息等。

2.2 位置解算

2.2.1 UWB 位置解算

通过三边定位算法得到人员初步位置后,使用最小二乘法对位置进行优化。最小二乘法原理如图 3 所示。

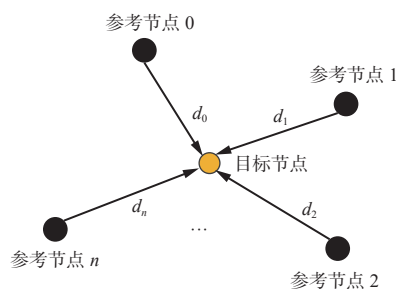


图 3 最小二乘法原理

Fig. 3 Principle of least squares method

设 n 个参考节点的位置坐标分别为 (x_1, y_1) , $(x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$, 待求目标节点的位置坐标为 (x, y) , 且目标节点到各参考节点的距离分别为 d_1, d_2, \dots, d_n , 根据几何关系可得

$$\begin{cases} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 = d_1^2 \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x - x_n)^2 + (y - y_n)^2 = d_n^2 \end{cases} \quad (1)$$

对式(1)进行简化,将前 $n-1$ 项与第 n 项相减,得

$$\begin{cases} x_1^2 - x_n^2 - 2(x_1 - x_n)x + y_1^2 - y_n^2 - 2(y_1 - y_n)y = d_1^2 - d_n^2 \\ x_2^2 - x_n^2 - 2(x_2 - x_n)x + y_2^2 - y_n^2 - 2(y_2 - y_n)y = d_2^2 - d_n^2 \\ \vdots \\ x_{n-1}^2 - x_n^2 - 2(x_{n-1} - x_n)x + y_{n-1}^2 - y_n^2 - 2(y_{n-1} - y_n)y = d_{n-1}^2 - d_n^2 \end{cases} \quad (2)$$

令 $r_j^2 = d_j^2 - x_j^2 - y_j^2 (j=1, 2, \dots, n)$, 进行系数矩阵转换,得

$$\begin{bmatrix} 2(x_1 - x_n) & 2(y_1 - y_n) \\ 2(x_2 - x_n) & 2(y_2 - y_n) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{n-1} - x_n) & 2(y_{n-1} - y_n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1^2 - r_n^2 \\ r_2^2 - r_n^2 \\ \vdots \\ r_{n-1}^2 - r_n^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\text{令 } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_n) & 2(y_1 - y_n) \\ 2(x_2 - x_n) & 2(y_2 - y_n) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{n-1} - x_n) & 2(y_{n-1} - y_n) \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} r_n^2 - r_1^2 \\ r_n^2 - r_2^2 \\ \vdots \\ r_n^2 - r_{n-1}^2 \end{bmatrix}, \text{得}$$

$$\mathbf{A}\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{b} \quad (4)$$

解式(4)可得出位置坐标:

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (5)$$

2.2.2 PDR 位置解算

PDR 定位方法的伪代码如下, 其中 \$(x_{pt}, y_{pt})\$ 为当前 \$t\$ 时刻人员的位置坐标。

```

- 初始化: 确定人员初始位置 $(x_{p0}, y_{p0})$ 及初始方位角 $\theta_0$
- 根据加速度数据计算步长 $L_S$
- while(处于定位区域) do
    - 通过陀螺仪数据得出角度变化 $\theta_t$
    - 通过步长 $L_S$ 和 $\theta_t$ 更新人员位置
    - 计算得出位置:
        $x_{pt} = x_{p(t-1)} + L_S \sin \theta_t$
        $y_{pt} = y_{p(t-1)} + L_S \cos \theta_t$
- end

```

2.2.3 NLOS 环境下多项式拟合

针对一组距离数据 \$(d_{ni}, d_{ai}), i = 1, 2, \dots, m, m\$ 为该组距离数据总长度, \$d_{ni}\$ 为 UWB 设备测距值, \$d_{ai}\$ 为实际值。通过多项式拟合 NLOS 环境下基站和标签之间的实际值和测量值, 使损失函数最小, 从而使测距值更加接近真实值, 减小 NLOS 环境下的测距误差, 提高定位精度。

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^m (d_{ai} - f(d_{ni}))^2 \quad (6)$$

式中: \$\varepsilon\$ 为残差; \$f(d_{ni})\$ 为 \$k\$ 阶多项式。

$$f(d_{ni}) = a_0 + a_1 d_{ni} + a_2 d_{ni}^2 + \dots + a_k d_{ni}^k \quad (7)$$

式中 \$a_0 \sim a_k\$ 为多项式系数。

使用最小二乘法的拟合思想, 使 \$f(d_{ni})\$ 与 \$d_{ai}\$ 之间的残差 \$\varepsilon\$ 最小。为了求得使 \$\varepsilon\$ 最小的 \$a_0, a_1, \dots, a_k\$ 值, 对式(7)中的多项式系数分别求偏导, 得

$$\begin{cases} \frac{\partial \varepsilon}{\partial a_0} = -2 \sum_{i=1}^m [d_{ai} - (a_0 + a_1 d_{ni} + \dots + a_k d_{ni}^k)] \\ \frac{\partial \varepsilon}{\partial a_1} = -2 \sum_{i=1}^m [d_{ai} - (a_0 + a_1 d_{ni} + \dots + a_k d_{ni}^k)] d_{ni} \\ \vdots \\ \frac{\partial \varepsilon}{\partial a_k} = -2 \sum_{i=1}^m [d_{ai} - (a_0 + a_1 d_{ni} + \dots + a_k d_{ni}^k)] d_{ni}^k \end{cases} \quad (8)$$

令式(8)中的偏导数等于 0, 得

$$\begin{cases} -2 \sum_{i=1}^m [d_{ai} - (a_0 + a_1 d_{ni} + \dots + a_k d_{ni}^k)] = 0 \\ -2 \sum_{i=1}^m [d_{ai} - (a_0 + a_1 d_{ni} + \dots + a_k d_{ni}^k)] d_{ni} = 0 \\ \vdots \\ -2 \sum_{i=1}^m [d_{ai} - (a_0 + a_1 d_{ni} + \dots + a_k d_{ni}^k)] d_{ni}^k = 0 \end{cases} \quad (9)$$

将式(9)转换为矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} m+1 & \sum_{i=1}^m d_{ni} & \dots & \sum_{i=1}^m d_{ni}^k \\ \sum_{i=1}^m d_{ni} & \sum_{i=1}^m d_{ni}^2 & \dots & \sum_{i=1}^m d_{ni}^{k+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^m d_{ni}^k & \sum_{i=1}^m d_{ni}^{k+1} & \dots & \sum_{i=1}^m d_{ni}^{2k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m d_{ai} \\ \sum_{i=1}^m d_{ni} d_{ai} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^m d_{ni}^k d_{ai} \end{bmatrix} \quad (10)$$

通过采集实际距离与设备测距值, 计算出 \$\sum_{i=1}^m d_{ni}^k\$ 与 \$\sum_{i=1}^m d_{ni}^k d_{ai}\$, 求解式(10), 可得到使残差 \$\varepsilon\$ 最小的拟合系数 \$a_1, a_2, \dots, a_k\$。

2.3 融合定位

2.3.1 LOS/NLOS 识别

本文采用 CNN-LSTM 进行 LOS/NLOS 识别。CNN 负责提取输入数据中的局部特征, 然后将特征序列输入 LSTM 中进一步处理。LSTM 学习输入序列中的长期依赖关系, 输出相应的识别结果。

在 UWB 位置解算中, \$\hat{\mathbf{X}} = [x \ y]^T\$ 至少需要 2 个方程组才可求解, 方程构建以基站对标签形成的定位圆为基准, 定位圆存在形式如图 4 所示。图 4(a)、图 4(b)表示存在 NLOS 情况, 无法完成准确定位; 图 4(c)表示最理想情况下的定位结果; 图 4(d)表示存在误差情况下的定位结果。

采集 4 种情况下的信道脉冲响应 (Channel Impulse Response, CIR) 数据, 对模型进行离线训练, 得到可以准确识别 4 种环境的模型。CIR 表示信号从发送端经信道传输到接收端所引起的时域脉冲响应。通过分析 CIR 的特征, 可以了解信道中的多径效应、时延扩展、频率选择性衰落等信息, 从而判断 LOS 情况。

在线识别过程中, 实时采集 UWB 通信过程中的 CIR 信号, 调用训练好的模型对当前环境进行判断, 从而实现 LOS/NLOS 识别, 为融合定位做好准备。

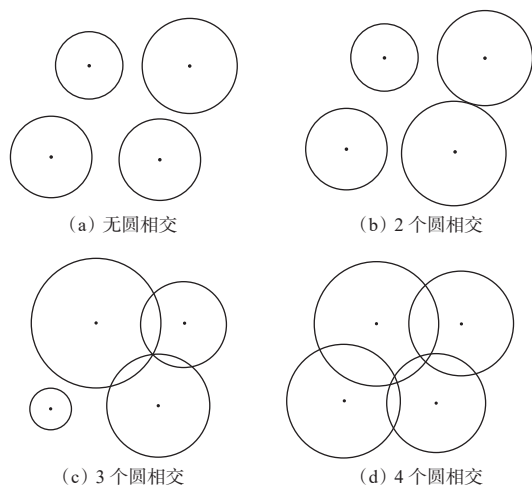


图 4 定位圆存在形式

Fig. 4 Existence form of positioning circle

2.3.2 融合定位流程

由于传感器采集频率及采集数据丢包等因素的影响,数据之间可能存在时间上的不一致。本文在数据融合前进行时间对齐。UWB 解算位置和 PDR 解算位置之间的融合公式为

$$Z = \omega_u Z_u + \omega_p Z_p \quad (11)$$

式中: Z 为融合后的位置; ω_u , ω_p 分别为 UWB 和 PDR 的融合系数; Z_u , Z_p 分别为 UWB 和 PDR 的解算位置。

在 NLOS 环境下, PDR 的相对定位准确度高于 UWB, 其他情况下 UWB 的相对定位准确度高于 PDR 算法。因此, 通过 2 种定位方法的相对准确度进行融合系数更新, 从而最大化位置信息准确性, 提高定位精度。

PDR 与 UWB 的融合定位流程如图 5 所示。对 UWB 和 PDR 定位结果进行融合, 一方面降低了 NLOS 环境对 UWB 定位结果的影响, 另一方面降低了 PDR 定位过程中产生的累计误差, 最大程度发挥了 UWB 和 PDR 的优势, 提高了井下人员定位精度。

3 方法测试及结果分析

3.1 测试环境

在西安科技大学煤炭主体专业综合实验实训中心进行测试, 如图 6 所示。

3.2 数据采集和模型测试

3.2.1 数据采集

由于井下环境复杂, 将环境按照障碍物不同划分为 4 种情况, 分别对应图 4 中的 4 种测距情况, 依次定义为环境 1—环境 4。针对 4 种环境, 使用 DWM1000 模块分别采集 100 组测距过程中的 CIR 信号数据, 并分别标定对应的标签, 构建 4 种环

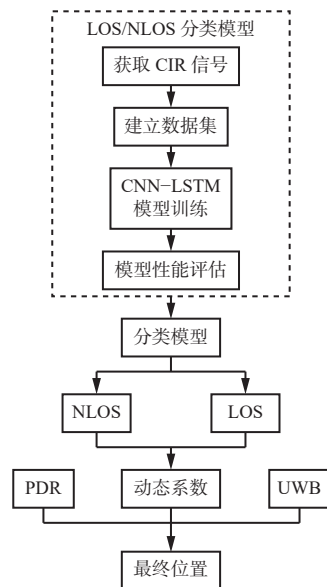


图 5 PDR 与 UWB 融合定位流程

Fig. 5 The fusion positioning process of pedestrian dead reckoning(PDR) and UWB



图 6 测试现场

Fig. 6 Test site

境中 UWB 测距的特征数据集。

3.2.2 模型测试

使用 4 种环境数据集对 CNN-LSTM 模型进行训练。采集四周环境数据, 在不定义标签的情况下, 通过训练好的模型对实时数据进行分类识别, 实现 LOS/NLOS 识别。

采用 CIR 中的时延、幅度及功率延迟特征信息, 对 LOS/NLOS 数据进行训练。通过交叉熵损失函数判别模型训练效果, 如图 7 所示。可看出损失值迅速下降, 说明该模型具有很好的识别效果。

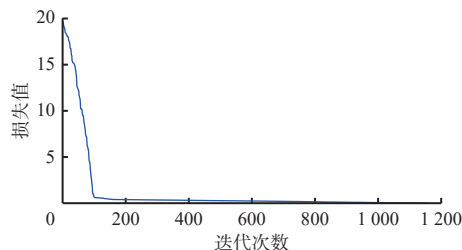


图 7 训练损失

Fig. 7 Training loss

识别模型分类的准确率、召回率和 F_1 分数见表 1。可看出平均识别准确率为 95.3%, 召回率和

F_1 分数均在 90% 以上, 验证了识别模型具有较好的识别效果, 可以应用于 LOS/NLOS 判断。

表 1 环境识别结果

Table 1 Environmental recognition result			%
环境	准确率	召回率	F_1 分数
环境1	95.0	92.1	91.9
环境2	95.2	91.3	93.0
环境3	95.8	91.6	91.7
环境4	95.1	92.6	91.5
平均值	95.3	91.9	92.0

3.2.3 NLOS 环境下多项式拟合测试

在 NLOS 环境下通过多项式拟合对 UWB 定位结果进行校正, 降低定位误差。进行 10 组测试, 对校正前后的数据进行分析, 结果见表 2。可看出多项式拟合后 UWB 平均测距误差降低 0.59 m, 提高了定位精度。

表 2 多项式拟合前后误差对比

Table 2 Comparison of errors before and after polynomial fitting		
测试序号	UWB测距误差/m	
	拟合前	拟合后
1	1.29	0.86
2	1.23	0.88
3	1.32	0.91
4	1.49	0.97
5	1.38	0.65
6	1.44	0.71
7	1.19	0.59
8	1.63	0.84
9	1.51	0.78
10	1.20	0.63
平均值	1.37	0.78

3.3 融合定位测试

在模拟实验室中, 人员按照规定路线活动, 同时记录 PDR 信息和 UWB 信息, 之后对其进行位置解算。在位置解算过程中, 首先进行 LOS/NLOS 分析, 调整融合系数, 对 PDR 数据和 UWB 数据进行融合, 实现井下人员位置解算。单独 PDR、单独 UWB 及 PDR+UWB 3 种定位方法测试结果如图 8 所示。可看出 UWB 定位在 NLOS 情况下定位精度明显降低, 与单独的 UWB 定位相比, 融合定位数据更稳定, 在 NLOS 情况下可以较好地实现定位。3 种定位方法误差对比如图 9 所示。由于融合定位方法在 PDR 基础上使用测距值进行修正, 相比于 PDR 算法, 融合定

位结果更加贴近真实值, 累计误差降低。

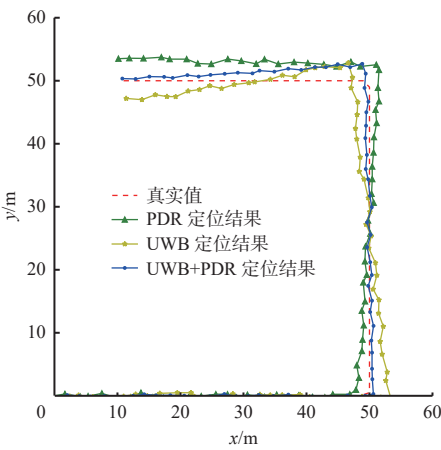


图 8 3 种定位方法测试结果

Fig. 8 Test results of three positioning methods

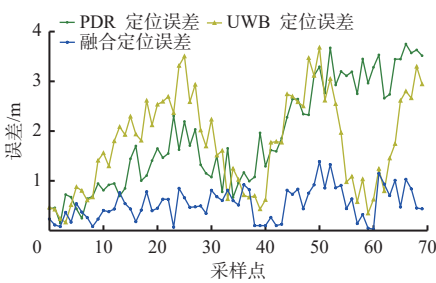


图 9 3 种定位方法误差对比

Fig. 9 Comparison of errors of three positioning methods

3 种定位方法误差统计结果见表 3。可看出 PDR+UWB 融合定位方法的平均误差较 UWB 降低 1.57 m, 较 PDR 降低 1.41 m。

表 3 3 种定位方法误差统计结果

Table 3 Statistical results of errors of three positioning methods m			
定位方法	最大误差	最小误差	平均误差
UWB	3.71	0.21	1.88
PDR	3.75	0.05	1.72
UWB+PDR	1.19	0.06	0.31

将基于视距分析的 PDR+UWB 融合定位方法与抗差卡尔曼滤波^[24]、扩展卡尔曼滤波^[21]、自适应扩展卡尔曼滤波^[25]对比, 结果见表 4。可看出本文方法平均定位误差最小, 为 0.310 m。

表 4 融合方法误差对比

Table 4 Comparison of errors of fusion methods	
融合方法	平均定位误差/m
抗差卡尔曼滤波	1.420
扩展卡尔曼滤波	0.475
自适应扩展卡尔曼滤波	0.330
视距分析融合	0.310

4 结论

1) 提出了一种基于 UWB 与 PDR 的井下人员融合定位方法, 利用 UWB 和 PDR 算法实现井下人员位置信息的初步推算, 通过 CNN-LSTM 进行 LOS 分析, 实现对 2 种方法定位结果的融合。

2) 测试结果表明: 多项式拟合后 UWB 平均测距误差降低了 0.59 m; LOS/NLOS 识别的平均准确率为 95.3%, 召回率和 F_1 分数均在 90% 以上, 验证了 CNN-LSTM 具有较好的识别效果; 融合定位方法的平均误差为 0.31 m, 较 UWB 降低 1.57 m, 较 PDR 降低 1.41 m。

参考文献(References):

- [1] 王显政. “以煤为基, 多元发展”是我国能源安全战略的必然选择[J]. 煤炭经济研究, 2014, 34(4): 1.
WANG Xianzheng. "Coal-based, diversified development" is the inevitable choice of China's energy security strategy[J]. Coal Economy Research, 2014, 34(4): 1.
- [2] LI Menggang, ZHU Hua, YOU Shaoze, et al. UWB-based localization system aided with inertial sensor for underground coal mine applications[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(12): 6652-6669.
- [3] ZHAO Yuxuan, WANG Manyi. The LOS/NLOS classification method based on deep learning for the UWB localization system in coal mines[J]. Applied Sciences, 2022, 12(13). DOI: [10.3390/app12136484](https://doi.org/10.3390/app12136484).
- [4] 陈炜翰, 李世银. 基于超宽带和微惯导组合的室内精确定位[J]. 电子元件与信息技术, 2020, 4(1): 24-26.
CHEN Weihang, LI Shiyin. Indoor precise positioning based on ultra-wideband and micro-inertial navigation combination[J]. Electronic Component and Information Technology, 2020, 4(1): 24-26.
- [5] 汪义庭. 基于 UWB 的无线室内定位系统设计与实现[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2019.
WANG Yiting. Design and implementation of wireless indoor positioning system based on UWB[D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2019.
- [6] BRIGADNOV I, LUTONIN A, BOGDANOVA K. Error state extended Kalman filter localization for underground mining environments[J]. Symmetry, 2023, 15(2). DOI: [10.3390/sym15020344](https://doi.org/10.3390/sym15020344).
- [7] YU Da, LI Changgeng, XIAO Jiaxun. Neural networks-based Wi-Fi/PDR indoor navigation fusion methods[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-14.
- [8] 李金奎. 基于超声波时差法定位系统设计[J]. 自动化应用, 2022(10): 11-14.
LI Jinkui. Design of positioning system based on ultrasonic time difference method[J]. Automation Application, 2022(10): 11-14.
- [9] 陶靖. 煤矿测量红外定位放线装置的研制[J]. 煤矿机电, 2020, 41(3): 111-112, 115.
TAO Jing. Development of infrared positioning and actuating device for coal mine measurement[J]. Colliery Mechanical & Electrical Technology, 2020, 41(3): 111-112, 115.
- [10] 王轩. 基于模式感知和地图匹配的 PDR/BLE 室内融合定位方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
WANG Xuan. Research on PDR/BLE indoor fusion positioning based on mode awareness and map matching[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [11] KONG Xiaotong, WU Chang, YOU Yuan, et al. Hybrid indoor positioning method of BLE and PDR based on adaptive feedback EKF with low BLE deployment density[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-12.
- [12] 李宗伟, 王翀, 王刚, 等. 煤矿井下人员融合定位方法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(1): 59-64.
LI Zongwei, WANG Chong, WANG Gang, et al. Fusion positioning method of underground mine personnel[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(1): 59-64.
- [13] 吴静然, 崔冉, 赵志凯, 等. 矿井人员融合定位系统[J]. 工矿自动化, 2018, 44(4): 74-79.
WU Jingran, CUI Ran, ZHAO Zhikai, et al. Mine personnel fusion location system[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(4): 74-79.
- [14] 赵子凡, 张艺蒙, 彭霄, 等. 基于 UWB/INS 组合的室内高精度移动定位算法研究[J]. 导航定位学报, 2022, 10(5): 74-80.
ZHAO Zifan, ZHANG Yimeng, PENG Xiao, et al. Indoor high-precision mobile positioning algorithm design based on the Integration of UWB/INS[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2022, 10(5): 74-80.
- [15] YUAN Debao, ZHANG Jian, WANG Jian, et al. Robustly adaptive EKF PDR/UWB integrated navigation based on additional heading constraint[J]. Sensors, 2021, 21(13). DOI: [10.3390/s21134390](https://doi.org/10.3390/s21134390).
- [16] ANGRISANO A, VULTAGGIO M, GAGLIONE S, et al. Pedestrian localization with PDR supplemented by GNSS[C]. European Navigation Conference, Warsaw, 2019: 1-6.
- [17] 刘送永, 崔玉明. 煤矿井下定位导航技术研究进展[J]. 矿业研究与开发, 2019, 39(7): 114-120.
LIU Songyong, CUI Yuming. Research progress of positioning and navigation technology in underground coal mine[J]. Mining Research and Development, 2019, 39(7): 114-120.
- [18] 吴益凡, 刘帅, 刘婷月. 基于 UWB 的室内运动定位算法研究[J]. 电脑编程技巧与维护, 2024(4): 151-153.
WU Yifan, LIU Shuai, LIU Tingyue. Research on indoor motion location algorithm based on UWB[J]. Computer Programming Skills & Maintenance, 2024(4): 151-153.

(下转第 135 页)

- 压支架测高系统设计[J]. 煤炭科学技术, 2018, 46(3): 124-129, 193.
- HUANG Hesong, WANG Fei, TIAN Chengjin, et al. Design on height measuring system of mine hydraulic powered support based on inclination sensor[J]. Coal Science and Technology, 2018, 46(3): 124-129, 193.
- [14] 张坤, 廉自生, 谢嘉成, 等. 基于多传感器数据融合的液压支架高度测量方法[J]. 工矿自动化, 2017, 43(9): 65-69.
- ZHANG Kun, LIAN Zisheng, XIE Jiacheng, et al. Height measurement method of hydraulic support based on multi-sensor data fusion[J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(9): 65-69.
- [15] 赵亚玲, 陈斐. 基于多传感器信息融合技术的液压支架监测系统设计[J]. 煤矿机械, 2019, 40(8): 185-187.
- ZHAO Yaling, CHEN Fei. Design of hydraulic support monitoring system based on multi-sensor information fusion technology[J]. Coal Mine Machinery, 2019, 40(8): 185-187.
- [16] 张坤. 基于信息融合技术的液压支架姿态监测方法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2018.
- ZHANG Kun. Research on attitude monitoring method of hydraulic support based on information fusion technology[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2018.
- [17] 张凯, 田原, 贾曲. 机器视觉在煤机装备中的应用现状与趋势[J]. 煤矿机械, 2020, 41(12): 123-125.
- ZHANG Kai, TIAN Yuan, JIA Qu. Application status and trend of machine vision in coal machinery equipment[J]. Coal Mine Machinery, 2020, 41(12): 123-125.
- [18] 任怀伟, 李帅帅, 赵国瑞, 等. 基于深度视觉原理的工作面液压支架支撑高度与顶梁姿态角测量方法研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2022, 39(1): 72-81, 93.
- REN Huaiwei, LI Shuaishuai, ZHAO Guorui, et al. Measurement method of support height and roof beam posture angles for working face hydraulic support based on depth vision[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2022, 39(1): 72-81, 93.
- [19] 许金星. 机器视觉的液压支架姿态角度测量系统设计[J]. 煤矿机械, 2019, 40(9): 11-13.
- XU Jinxing. Design of attitude angle measurement system for hydraulic support based on machine vision[J]. Coal Mine Machinery, 2019, 40(9): 11-13.
- [20] 张旭辉, 王冬曼, 杨文娟. 基于视觉测量的液压支架姿态检测方法[J]. 工矿自动化, 2019, 45(3): 56-60.
- ZHANG Xuhui, WANG Dongman, YANG Wenjuan. Position detection method of hydraulic support based on vision measurement[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(3): 56-60.
- [21] 王忠乐. 综采液压支架姿态监测及控制技术[J]. 工矿自动化, 2022, 48(增刊2): 116-117, 137.
- WANG Zhongle. Attitude monitoring and control technology of fully mechanized mining hydraulic support[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(S2): 116-117, 137.
- ~~~~~
- (上接第 102 页)
- [19] 黎昱杰, 黎蕾蕾, 卜继军, 等. 基于 UWB/PDR 的无基础设施行人协同导航研究[J]. 压电与声光, 2023, 45(5): 736-739.
- LI Yujie, LI Leilei, BU Jijun, et al. Research on non-infrastructure pedestrian cooperative navigation based on UWB/PDR combination[J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2023, 45(5): 736-739.
- [20] 李景文, 韦晶闪, 周俊芬, 等. 融合 UWB+PDR 的室内定位方法改进[J]. 测绘通报, 2022(3): 36-40.
- LI Jingwen, WEI Jingshan, ZHOU Junfen, et al. Improvement of indoor positioning method combining UWB and PDR[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(3): 36-40.
- [21] 杨国华. 基于无线传感网络与 UWB 技术的煤矿井下采掘人员定位方法[J]. 煤矿现代化, 2024, 33(2): 41-44, 50.
- YANG Guohua. A method for locating mining personnel in coal mines based on wireless sensor networks and UWB technology[J]. Coal Mine Modernization, 2024, 33(2): 41-44, 50.
- [22] 方贤宝, 林勇, 苏羿安, 等. 基于 TOF 和自适应抗差卡尔曼滤波的 UWB 室内定位算法[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(3): 134-138.
- FANG Xianbao, LIN Yong, SU Yi'an, et al. UWB indoor positioning algorithm based on TOF and adaptive robust KF[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2024, 43(3): 134-138.
- [23] SI Lei, WANG Zhongbin, WEI Dong, et al. Fusion positioning of mobile equipment in underground coal mine based on redundant IMUs and UWB[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(4): 5946-5958.
- [24] 李金昆, 修春娣, 杨东凯. 基于 UWB/PDR/地磁的地下空间多源融合定位方法[C]. 第十六届全国信号和智能信息处理与应用学术会议, 2022: 182-187.
- LI Jinkun, XIU Chundi, YANG Dongkai. Multi-Source fusion location method for underground space based on UWB/ PDR/Geomagnetic[C]. The 14th National Academic Conference on Signal and Intelligent Information Processing and Application, 2022: 182-187.
- [25] 刘宇, 谢宇, 彭慧, 等. 基于 UWB/PDR 的航向发散自适应修正算法研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(3): 98-103.
- LIU Yu, XIE Yu, PENG Hui, et al. Research on adaptive correction algorithm of heading divergence based on UWB/PDR[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(3): 98-103.