

基于可信度的非视距识别与定位算法

刘林^{1,2}, 宋雨昊²

1. 极端环境岩土和隧道工程智能建养全国重点实验室(中铁一院), 西安 710043;
2. 西南交通大学 信息编码与传输省重点实验室, 成都 611756)

摘要: 为提高非视距场景下超宽带(UWB)定位精度, 提出了基于可信度的非视距识别与定位算法。首先, 利用UWB诊断寄存器提取实时信道冲击响应特征及测距值, 通过一维卷积神经网络进行非视距识别, 估计测距为视距或非视距的概率。然后, 利用该概率构建可信度, 基于可信度进行定位基站筛选及定位算法改进, 设计基于可信度的加权最小二乘-泰勒(WLS-Taylor)融合滤波算法。在多种场景下采集静态和动态测试数据进行性能验证, 实验结果表明: 所提算法能够有效抑制非视距对定位结果的影响, 非视距环境下定位误差均值小于10 cm; 在非视距相对严重环境下, 所提算法的定位误差较基于距离加权的WLS算法降低了76.94 cm。

关键词: 超宽带; 信道响应特征; 非视距识别; 一维深度卷积神经网络; 可信度

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

NLOS recognition and localization algorithm based on credibility

LIU Lin^{1,2}, SONG Yuhao²

1. State Key Laboratory of Intelligent Construction and Maintenance for Geotechnical and Tunnel Engineering under Extreme Environments (FSDI), Xi'an 710043, China;
2. Key Laboratory of Information Coding and Transmission, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: To improve the accuracy of Ultra Wide Band (UWB) localization in Non-Line-of-Sight (NLOS) scenarios, a NLOS recognition and localization algorithm based on credibility is proposed. This algorithm utilizes UWB real-time Channel Impulse Response (CIR) features and ranging values to identify Line-of-Sight (LOS) or NLOS through one-dimensional convolution neural network, and outputs the probability of LOS or NLOS. Then this probability is used to construct credibility. Based on credibility, base station selection and improved positioning algorithms are carried out. Weighted Least Squares and Taylor (WLS-Taylor) fusion algorithm based on credibility is designed. Static and dynamic measured data in various scenarios is collected to verify the performance of the proposed algorithm. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively suppress the influence of NLOS on positioning results, and the average positioning error is less than 10 cm in NLOS environment. In environments with relatively severe NLOS, the positioning error of the proposed algorithm is reduced by 76.94 cm compared to the WLS algorithm based on distance weighting.

Key words: UWB; channel impulse response; NLOS recognition; one-dimensional depth convolution neural network; credibility

随着时代的发展, 人们对基于位置的服务需求与日俱增^[1]。各种室内定位技术中, 超宽带(Ultra Wide Band, UWB)具有功耗低、抗多径干扰及穿透能力强

和时间分辨率高等优势, 在室内定位系统中得到广泛应用^[2-4]。UWB定位技术的位置估计误差主要由系统测量误差和非视距(Non-Line-of-Sight, NLOS)误差

收稿日期: 2024-10-10; **修回日期:** 2025-08-03

基金项目: 轨道交通工程信息化国家重点实验室开放课题(SKJKZ19-03)

作者简介: 刘林(1974—), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 从事无线定位研究。

引起^[5-7]。系统测量误差一般很小,对定位精度影响有限;而 NLOS 误差情况复杂,不易处理,使得 UWB 定位精度急剧下降。NLOS 识别^[8-14]以及 NLOS 抑制^[15,16]是目前处理 NLOS 误差的主流策略。

文献[8]和文献[9]利用两个固定节点和一个移动节点进行测距,通过两个固定节点之间的菲涅耳区域进行移动节点的 NLOS 识别,这种方法在可变环境中是有效的,且无需大量先验知识。但该算法未讨论标签两侧都有障碍物的情况。文献[10]-文献[14]基于 UWB 信道冲激响应(Channel Impulse Response, CIR)及接收波形特征(如接收信号最大幅值、上升时间等),利用卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)、长短期记忆网络(Long Short-term Memory, LSTM)等方法进行 NLOS 识别,提高了识别准确性。这些方法通过二元分类模型区分 LOS (Line of Sight) 与 NLOS 基站,并利用 LOS 基站进行位置估计以提升定位精度。然而,当基站数量有限且 LOS 传播受限时,由于 LOS 基站不足,需依赖部分 NLOS 基站进行位置估计。现有二分类方法进行 LOS 和 NLOS 识别时,对 NLOS 基站的非视距严重情况并没有进行评估,因此定位过程中无法选择 NLOS 较轻的基站。此外,UWB 测距信号采集过程中的噪声也会影响机器学习算法对 NLOS 信号的鉴别准确性。

在 UWB NLOS 抑制方法中,文献[15]提出了一种针对多壁障碍物环境的 UWB 室内定位 NLOS 抑制方法,通过建立 UWB 穿壁测距误差模型生成误差图,结合灰狼优化算法来缓解 NLOS 误差的影响。文献[16]采用 LSTM 估计距离误差并进行测距修正,结合距离加权最小二乘算法与卡尔曼滤波抑制 NLOS 误差,提升了定位性能,但对不稳定的测量噪声适应性不足。此外,由于测距误差等因素,距离参数难以准确反映基站信号质量,影响加权效果。针对这些问题,本文提出基于可信度的 NLOS 识别与定位算法,通过可信度评估 NLOS 严重程度,在 LOS 基站不足时依据可信度筛选基站并实现加权定位。

1 定位方案设计

随着人工智能的发展,深度学习算法能够自动从庞杂数据中提取特征。UWB 诊断寄存器提供的 CIR 包含丰富的位置相关信息(如距离、功率等,见表 1)。因此,基于 CIR 特征^[11,12]结合深度学习的 NLOS 识别与抑制算法成为研究热点。

本文首先将 DW1000 UWB 诊断寄存器中的实时 CIR 特征和测距值作为一维卷积神经网络分类模型的输入,通过该模型进行 LOS 和 NLOS 识别,输出 LOS

和 NLOS 的概率值,并据此构建测距信息的可信度。然后,根据可信度筛选参与定位的基站,并依据参与定位基站的可信度设计各基站的权重,利用该权重改进传统加权最小二乘(Weighted Least Squares, WLS)定位算法的加权矩阵以及 Taylor 算法迭代过程中误差协方差矩阵。基于可信度的 WLS-Taylor 融合滤波算法利用 WLS 得到的位置粗估计值作为 Taylor 算法初始值,迭代修正位置估计结果,提高 NLOS 场景下的定位性能。

表 1 信道实时特征
Tab.1 Real time channel characteristics

名称	说明
d_{real}	实际测距值
F_1	第一路径(point 1)的幅值
F_2	第二路径(point 2)的幅值
F_3	第三路径(point 3)的幅值
N_p	前导码累积计数长度
Max Noise	DW1000 寄存器中的噪声最大值
Std Noise	DW1000 寄存器中的噪声标准差
C	DW1000 寄存器中的 CIR 功率值
First Path	第一路径索引值
FPL	第一路径信号功率
RPL	接收信号功率
Rate	第一路径信号功率与接收信号功率之间的比值
Diff	第一路径信号功率与接收信号功率之间的差值

本文基于可信度的 NLOS 识别与定位算法框图如图 1 所示。

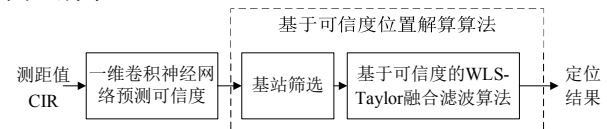


图 1 基于可信度的 NLOS 识别与定位算法框图
Fig.1 Diagram of NLOS recognition and location algorithm based on credibility

2 基于一维卷积神经网络的可信度计算方法

为降低 NLOS 误差对定位精度的影响,本文基于表 1 数据设计了采用卷积神经网络定量计算可信度的方法。

2.1 可信度的定量计算方法

为了实现 NLOS 识别并同时表征 NLOS 的严重程度,本节给出可信度的定义,并设计了可信度的定量计算方法。

设二分类 NLOS 识别算法输出两个概率值: P_{LOS} 表示输入样本属于 LOS 类别的概率, P_{NLOS} 表示输入样本属于 NLOS 类别的概率。若 $P_{NLOS} \geq P_{LOS}$, 则基站测距值被判为 NLOS 测距;反之则被判为 LOS 测距。

令 $\Delta P = |P_{LOS} - P_{NLOS}|$, 其值越大表明依据本次分类结果进行 NLOS 识别的结果越可靠,即 P_{LOS} 与 P_{NLOS}

之间的差值越大, 分类结果就越可靠。故该差值的大小一定程度上反映了分类的可信度。当 P_{LOS} 远大于 P_{NLOS} 时, 表示该实际测距值为 LOS 传播条件下的测距值可能性更高; 当 P_{LOS} 远小于 P_{NLOS} 时, 表示该实际测距值为 LOS 传播条件下的测距值可能性更小。故本文定义了如式(1)所示的可信度参数 ξ 。由于 P_{LOS} 与 P_{NLOS} 之和为 1, ξ 的取值范围为闭区间 $[e^{-1}, e]$ 。

$$\xi = e^{P_{LOS} - P_{NLOS}} \quad (1)$$

由式(1)可知, 当 $\xi > 1$ 时, 该基站为 LOS 传播, 且 ξ 越大, 为 LOS 的概率越大; 当 $\xi \leq 1$ 时, 该基站为 NLOS 传播, 且 ξ 越小, 为 NLOS 的概率越大。

2.2 可信度计算模型设计

计算可信度 ξ 的关键是获取 P_{LOS} 和 P_{NLOS} , 由文献[10]~文献[14]可知, 支持向量机(Support Vector Machines, SVM)、多层感知(Multilayer Perceptron, MLP)、决策树、CNN、LSTM 等机器学习方法常用于 NLOS/LOS 分类。相对其它方法, CNN 更容易通过学习 CIR 的各种特征实现 NLOS/LOS 分类, 因此, 本文以一维卷积神经网络分类模型为基础, 设计可信度定量计算模型。所构建的可信度计算模型如图2 所示。

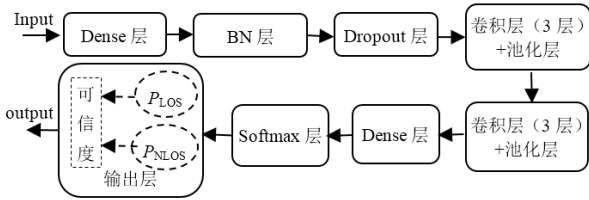


图 2 可信度计算模型结构示意图

Fig.2 Structure diagram of credibility calculation model

卷积神经网络由卷积层、池化层、全连接层等交叉堆叠而成。卷积层是整个神经网络中最重要的一层, 且该层最核心的部分是卷积核, 不同的卷积核相当于不同的特征提取器, 用于学习隐含在数据中的复杂特征。在每个卷积层之后, 采用池化层降低特征维数, 避免过拟合。3 个卷积层和 1 个池化层组成一个卷积块, 连续堆叠 2 个卷积块。卷积块后利用一个全连接层对高度抽象的特征进行整合, 以获取非线性组合特征。基于全连接层输出特征, 利用 softmax 层进行 LOS 和 NLOS 分类识别, 输出分类结果的概率值 P_{LOS} 和 P_{NLOS} , 由此构建可信度。

表 2 可信度计算模型超参数

超参数名称	数值
学习率	学习率衰减 ($lr=0.001$)
优化器	Nadam
激活函数	Relu
丢弃率	0.5
批量训练数据大小	64
损失函数	sparse_categorical_crossentropy

为了处理过拟合问题, 可信度计算模型中加入了 BN(Batch Normalization)层以及 Dropout 层。图 2 的可信度计算模型超参数设置如表 2 所示。

2.3 可信度计算结果与讨论

为评估图 2 所示可信度计算模型的性能, 本文采用式(2)进行 LOS 和 NLOS 判决, 并通过精确度、召回率、F1 分数和准确率衡量其性能。

$$\begin{cases} \xi > 1 & \text{LOS} \\ \xi \leq 1 & \text{NLOS} \end{cases} \quad (2)$$

精确度 (Precision) 表示模型将正类样本预测为正类的数量与将所有样本预测为正类的数量之比, 如式(3)所示。

$$P_t = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (3)$$

召回率 (Recall) 表示模型正类样本正确分类的数量与正类样本数量的比值, 如式(4)所示。

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (4)$$

F1 分数 (F1-Score) 用来综合衡量模型的召回率和精确度, 如式(5)所示。其中, 当 $\alpha = 1$ 时, 即为 F1-Score。

$$F_1 = \frac{(\alpha^2 + 1) \times P_t \times R}{\alpha^2 \times (P_t + R)} \quad (5)$$

准确率 (Accuracy) 用来表示预测正确的结果占总数据集的百分比, 如式(6)所示。

$$A_c = \frac{T_p + T_n}{T_p + F_p + T_n + F_n} \quad (6)$$

式(3)~式(6)中, T_p 是真阳性, F_p 是假阳性, F_n 是假阴性, T_n 是真阴性。 T_p 表示实际为正时被归类为正, T_n 表示实际为负时被归类为负, F_p 表示当实际为负时被分类为正。类似地, F_n 表示在实际为正时被分类为负。

本节将可信度计算模型与 SVM 模型、MLP 模型^[14]进行对比。其中, SVM 模型参数设置为: SVC($C=1.0$, decision_function_shape='ovr', kernel='rbf', tol=0.001)。MLP 模型参数设置为: MLPClassifier(activation='relu', hidden_layer_sizes=(100, 100), learning_rate_init=0.001, solver='adam')。

表 3 不同模型 NLOS 识别性能分析

模型	精确度	召回率	F1 分数	准确率
SVM 模型	0.91	0.95	0.93	0.93
MLP 模型	0.95	0.99	0.97	0.97
可信度计算模型	0.97	0.99	0.98	0.98

数据集样本数量共为 39200 个, 其中训练集和验

证集占 80% (31360 个), 测试集占 20% (7840 个)。如表 3 所示, 三种模型中, 可信度计算模型精确度比 SVM 模型和 MLP 模型分别高 0.06、0.02; F1 分数和准确率比 SVM 模型和 MLP 模型分别高 0.05、0.01; 召回率与 MLP 模型相当, 但高于 SVM 模型。总体来看, 可信度计算模型是三种模型中性能最优的。

3 基于可信度的位置解算算法

NLOS 误差是影响 UWB 定位精度的主要因素。当测距误差较大的基站参与定位时, 会导致定位精度显著下降。由前面的分析可知, 可信度 ξ 越大, LOS 传播概率越大; ξ 越小, NLOS 传播概率越大; 且 $\xi > 1$ 时为 LOS 传播, $\xi \leq 1$ 时为 NLOS 传播。因此, 可依据 $\xi > 1$ 的基站数量判断视距基站能否完成定位。如果不, 则可选择 ξ 值比较大的非视距基站参与定位。

此外, ξ 值的大小一定程度上也反映了测距误差大小。 ξ 越大, 测距误差越小; 相反, 测距误差越大。因此, 在进行定位解算过程中, ξ 越大的基站其权重应该越大。

基于以上分析, 本文提出的基于可信度的位置解算算法首先根据可信度筛选基站, 选用可信度较高的基站参与位置解算, 并基于可信度设计 WLS-Taylor 融合滤波算法, 具体实现流程如图 3 所示。

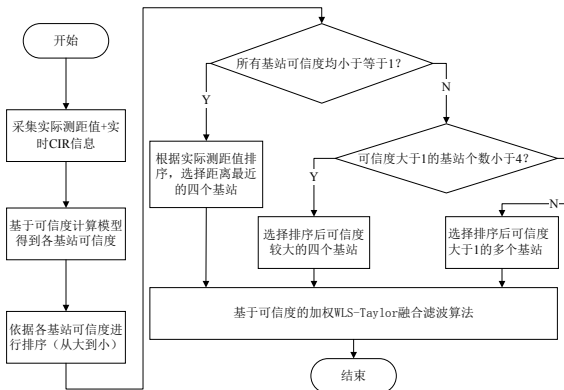


图 3 基于可信度的位置解算算法

Fig.3 Position calculation algorithm based on credibility

3.1 基于可信度的基站筛选

根据可信度计算结果, 视各基站可信度值的不同分布情况进行基站选择。具体方法如下:

第一步: 基站与标签间进行通信, 获取各基站测距值及相对应的实时 CIR 信息。

第二步: 基于可信度计算模型得到各基站的可信度。

第三步: 按照可信度从大到小的顺序对各基站进行排序。

第四步: 判断所有基站的可信度是否均不大于 1。若符合该条件, 说明所有基站均为 NLOS 基站的可能

性较大, 此时根据实际测距值进行排序, 选择最近的四个基站进行后续定位解算。若不满足判断条件, 则执行第五步。

第五步: 判断可信度 $\xi > 1$ 的基站个数是否小于 4。若不小于 4, 则筛选出可信度 $\xi > 1$ 的所有基站; 若小于 4, 则选择排序后可信度较大的四个基站。该条件的设定是为了使 NLOS 基站尽可能不参与后面的定位解算。

3.2 基于可信度的 WLS-Taylor 融合滤波算法

假设筛选出的 N 个参与定位的基站位置坐标分别为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$, 标签的位置坐标为 (x, y) , 基站到标签的距离分别为 d_1, d_2, \dots, d_N 。

根据基站与标签间的测距信息建立二元二次方程组:

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x_N - x)^2 + (y_N - y)^2 = d_N^2 \end{cases} \quad (7)$$

该方程组可以转化为矩阵形式:

$$A\theta = b \quad (8)$$

其中,

$$A = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -2x_N & -2y_N & 1 \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} d_1^2 - r_1 \\ d_2^2 - r_2 \\ \vdots \\ d_N^2 - r_N \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} x \\ y \\ r \end{bmatrix} \quad (9)$$

式(9)中, $r_i = x_i^2 + y_i^2$, $r = x^2 + y^2$ 。

采用加权最小二乘算法计算标签的位置坐标:

$$\theta = (AWA)^{-1} A^T W b \quad (10)$$

其中, 加权矩阵 $W = \begin{bmatrix} W_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & W_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & W_{NN} \end{bmatrix}$ 。

若 N 个基站的可信度分别为 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$, 由前面的分析可知, ξ 越大的基站权重应该越大, 即式(10)中加权矩阵 W 的对应值应该越大。为此, 本文设计的加权方式如式(11)所示。

$$W_{ii} = 1 - \frac{\xi_i^{-2}}{\sum_{i=1}^N \xi_i^{-2}} \quad (11)$$

由式(11)可知, 当 ξ_i 越大时, W_{ii} 越大。将式(11)代入式(10), 即可得到标签位置 (x, y) 和变量 r 。标签位置 (x, y) 和变量 r 之间存在约束关系 $r = x^2 + y^2$, 但是式(10)的求解忽略了该约束关系, 因此估计位置通常还存在较大误差。非视距导致的测距误差 (噪声) 通常较大且不一定服从高斯分布, WLS 虽通过降低高

噪声数据点的权重抑制噪声影响,但仍存在残余误差,而迭代求解在处理噪声较大的数据时具有强大的能力。为此,本文提出了基于可信度的 WLS-Taylor 融合滤波定位算法。

记由式(10)得到的标签位置为 (x_{WLS}, y_{WLS}) , 将其作为 Taylor 算法的初始估计位置 (\hat{x}, \hat{y}) 。同时,利用可信度构建到达时间 (Time of Arrival, TOA) 误差协方差矩阵 \mathbf{Q} , 依据 Taylor 算法进行迭代求解,即可实现基于可信度的 WLS-Taylor 融合滤波算法。具体过程如下:

第一步:令 Taylor 算法的初始值为 (\hat{x}, \hat{y}) 。

第二步:对 $f_i(x, y) = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}$ 在初始位置 (\hat{x}, \hat{y}) 处用 Taylor 级数展开,并忽略二次以上的展开项,结果如式(12)所示。

$$d_i + \varepsilon_i \approx f_i(\hat{x}, \hat{y}) + \left. \frac{\partial f_i}{\partial x} \right|_{\hat{x}, \hat{y}} \Delta x + \left. \frac{\partial f_i}{\partial y} \right|_{\hat{x}, \hat{y}} \Delta y \quad (12)$$

其中, Δx 、 Δy 分别为 x 、 y 误差, ε_i 为测距误差。

整理可得:

$$\varepsilon_i = \left(d_i - \hat{d}_i \right) - \left(\frac{\hat{x} - x_i}{\hat{d}_i} \Delta x + \frac{\hat{y} - y_i}{\hat{d}_i} \Delta y \right) \quad (13)$$

其中, $\hat{d}_i = \sqrt{(x_i - \hat{x})^2 + (y_i - \hat{y})^2}$ 。

将方程组(13)转化为矩阵形式:

$$\boldsymbol{\varphi} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 - \hat{d}_1 \\ d_2 - \hat{d}_2 \\ \vdots \\ d_N - \hat{d}_N \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{\hat{x} - x_1}{\hat{d}_1} & \frac{\hat{y} - y_1}{\hat{d}_1} \\ \frac{\hat{x} - x_2}{\hat{d}_2} & \frac{\hat{y} - y_2}{\hat{d}_2} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\hat{x} - x_N}{\hat{d}_N} & \frac{\hat{y} - y_N}{\hat{d}_N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = \mathbf{h}_t - \mathbf{G}_t \boldsymbol{\delta} \quad (14)$$

其中,

$$\mathbf{h}_t = \begin{bmatrix} d_1 - \hat{d}_1 \\ d_2 - \hat{d}_2 \\ \vdots \\ d_N - \hat{d}_N \end{bmatrix}, \mathbf{G}_t = \begin{bmatrix} \frac{\hat{x} - x_1}{\hat{d}_1} & \frac{\hat{y} - y_1}{\hat{d}_1} \\ \frac{\hat{x} - x_2}{\hat{d}_2} & \frac{\hat{y} - y_2}{\hat{d}_2} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\hat{x} - x_N}{\hat{d}_N} & \frac{\hat{y} - y_N}{\hat{d}_N} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta} = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (15)$$

令 $\boldsymbol{\varphi} = 0$, 即可得到真实坐标与估计坐标间的误差 $\boldsymbol{\delta}$ 为:

$$\boldsymbol{\delta} = (\mathbf{G}_t^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_t)^{-1} \mathbf{G}_t^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{h}_t \quad (16)$$

其中, 矩阵 \mathbf{Q} 中的元素 $Q_{ij} = \begin{cases} 0 & i \neq j \\ (W_{ii})^{-1} & i = j \end{cases}$

更新标签位置坐标:

$$\begin{cases} \hat{x}' = \hat{x} + \Delta x \\ \hat{y}' = \hat{y} + \Delta y \end{cases} \quad (17)$$

第三步:判断阈值条件 $\Delta \delta = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$ 是否小于门限值。如果满足则停止迭代,执行第四步。不满足则令 $\hat{x} = \hat{x}', \hat{y} = \hat{y}'$, 回溯到第二步继续迭代,直至满足阈值条件。

第四步:输出定位结果 (\hat{x}', \hat{y}') 。

为进一步降低定位结果中的误差,采用平方根无迹卡尔曼滤波算法^[17-19] (Square Root Unscented Kalman Filter, SRUKF) 对上述定位结果进行平滑处理。

4 实验结果与分析

本节通过实验对比分析位置解算过程中加权方式分别为距离加权^[16]和可信度加权的 WLS 算法与本文基于可信度的位置解算算法的性能差异。

实验设置六个基站和一个标签。基站坐标分别为:基站 A (0, 0)、基站 B (600 cm, 0)、基站 C (600 cm, 660 cm)、基站 D (0, 660 cm)、基站 E (0, 300 cm)、基站 F (600 cm, 300 cm)。在该场地设置三个静态定位采集点,坐标分别为 (360 cm, 300 cm)、(420 cm, 420 cm)、(300 cm, 240 cm), 每个定位点采集 1000 组数据。实测场地环境如图 4 所示。



图4 定位实测场地

Fig.4 Positioning measurement site

在该场景下,当基站与标签间无遮挡 (LOS) 时,如表 4 所示,三种算法的定位误差均值、标准差及均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 数值相近,表明 LOS 条件下各算法性能相当。

表4 LOS 静态定位误差 (单位: 厘米)
Tab.4 LOS static positioning error (Unit: cm)

算法	均值	标准差	RMSE
基于距离加权的 WLS	2.76	0.80	2.88
基于可信度加权的 WLS	2.50	0.93	2.71
本文算法	2.32	0.34	2.35

三种算法的定位误差累积分布函数 (Cumulative Distribution Function, CDF) 如图 5 所示。当 CDF 分别为 60%、75% 和 90% 时, 对应的定位误差见表 5。

可以看出, 本文算法误差最小, 算法性能略优于其他定位算法。LOS 静态定位精度达到厘米级, 定位误差小于 3 cm。

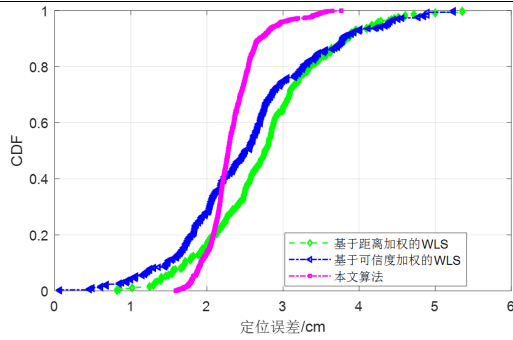


图 5 LOS 静态定位误差累积分布函数

Fig.5 CDF of LOS static positioning error

表 5 LOS 静态定位典型 CDF 值对应误差 (单位: 厘米)

Tab.5 Corresponding error of typical CDF for LOS static positioning (Unit: cm)

算法	CDF		
	60%	75%	90%
基于距离加权的 WLS	2.87	3.20	3.83
基于可信度加权的 WLS	2.70	3.00	3.79
本文算法	2.35	2.49	2.70

从图 5 可以发现, 本文算法定位误差小于 2 cm 的概率略低于其他算法。为探究原因, 本文随机选取某次实验数据绘制图 6 所示的定位结果散点图。结果表明, 该算法定位结果集中度较高, 故定位误差分布也会较集中, 但略偏离标记的静态定位点, 因此出现上述现象。

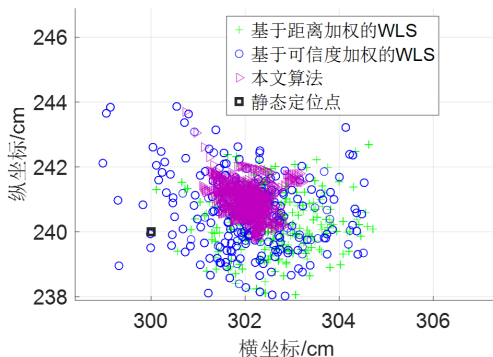


图 6 定位散点图

Fig.6 Positioning scatter plot

表 6 NLOS 场景 A 的定位误差 (单位: 厘米)

Tab.6 Positioning error of NLOS scenario A (Unit: cm)

算法	均值	标准差	RMSE
基于距离加权的 WLS	7.88	10.55	13.17
基于可信度加权的 WLS	5.11	4.29	6.68
本文算法	4.71	2.15	5.18

在图 4 所示的定位区域内, 通过行人行走 (标记为 NLOS 场景 A) 或人体长时间遮挡部分基站 (标记为 NLOS 场景 B) 构建 NLOS 环境。表 6 给出 NLOS 场景 A 下各算法的定位误差。

图 7 展示了 NLOS 场景 A 下三种算法的定位误差累积分布函数, 表 7 给出 CDF 为 60%、75% 和 90% 时对应的定位误差。

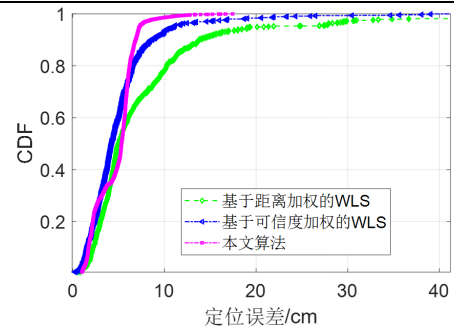


图 7 NLOS 场景 A 的 CDF

Fig.7 CDF of NLOS scenario A

表 7 NLOS 场景 A 典型 CDF 值对应误差 (单位: 厘米)

Tab.7 Corresponding error of typical CDF for NLOS scenario A (Unit: cm)

算法	CDF		
	60%	75%	90%
基于距离加权的 WLS	6.06	9.30	13.78
基于可信度加权的 WLS	5.03	6.17	8.63
本文算法	5.65	6.03	6.87

在 NLOS 场景 B 下, 三种算法的定位误差如表 8 所示。图 8 展示了 NLOS 场景 B 下三种算法的定位误差累积分布函数, 表 9 给出 CDF 为 60%、75% 和 90% 时对应的定位误差。

表 8 NLOS 场景 B 的定位误差 (单位: 厘米)

Tab.8 Positioning error of NLOS scenario B (Unit: cm)

算法	均值	标准差	RMSE
基于距离加权的 WLS	33.15	33.96	47.45
基于可信度加权的 WLS	14.22	28.81	32.13
本文算法	7.22	8.13	10.87

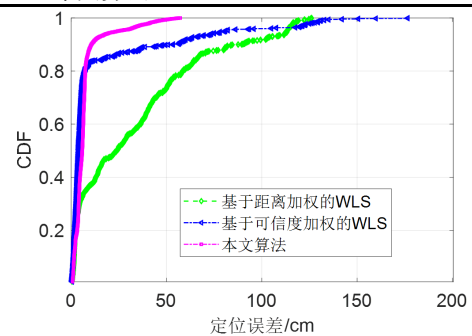


图 8 NLOS 场景 B 的 CDF

Fig.8 CDF of NLOS scenario B

表 9 NLOS 场景 B 典型 CDF 值对应误差 (单位: 厘米)

Tab.9 Corresponding error of typical CDF for NLOS scenario B (Unit: cm)

算法	CDF		
	60%	75%	90%
基于距离加权的 WLS	36.65	50.88	87.59
基于可信度加权的 WLS	5.84	6.05	53.52
本文算法	6.40	7.19	10.65

从上面的结果可知, 当定位误差 CDF=90% 时, 在 NLOS 环境 A 下, 基于可信度加权的 WLS 算法和本文算法的定位误差相对于基于距离加权的 WLS 算

法分别降低了 5.15 cm、6.91 cm；NLOS 环境 B 下分别降低了 34.07 cm、76.94 cm，验证了可信度对算法改进的有效性。在非视距相对严重的环境 B 下，本文算法由于引入了滤波处理，标准差相对于基于可信度加权的 WLS 算法和基于距离加权的 WLS 算法减少了 20.68 cm 和 25.83 cm，表明其滤波机制能有效抑制残留的 NLOS 误差，使定位结果更加稳定，有效提升了 NLOS 环境下 UWB 定位精度。本文算法在两种 NLOS 测试环境下定位误差均值都小于 10 cm。

图 9 和图 10 分别展示了图 4 场地在 LOS 和 NLOS 环境下的动态定位结果。实验表明：在 LOS 场景中，三种算法的定位轨迹均能较好贴合真实轨迹；而在 NLOS 场景下，基于距离和可信度加权的 WLS 算法定位性能下降，本文算法明显优于这两种定位算法，其轨迹更贴近真实路径，有效提升了 NLOS 环境中 UWB 的定位性能。

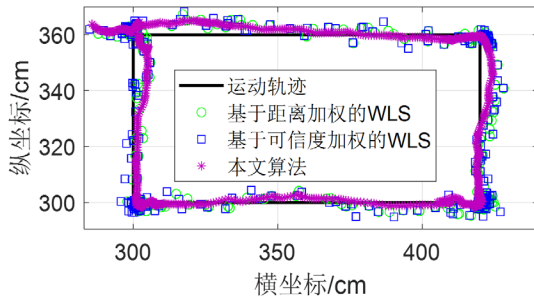


图 9 LOS 动态定位轨迹

Fig.9 LOS dynamic positioning trajectories

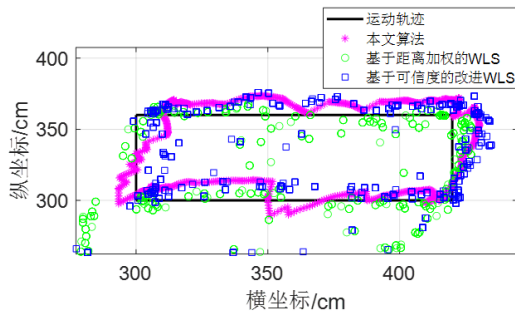


图 10 NLOS 动态定位轨迹

Fig.10 NLOS dynamic positioning trajectories

5 结论

本文提出一种基于可信度的 NLOS 识别与定位算法，采用 CIR 的一维卷积神经网络计算可信度，并设计可信度加权融合定位算法。多种场景实验验证了基于可信度的 NLOS 识别与定位算法的有效性。实验结果表明，基于可信度的基站筛选能有效识别 NLOS 基站，基于可信度的 WLS-Taylor 融合算法可提升 UWB 在 NLOS 场景下的定位精度。

参考文献 (References) :

[1] Tzafarakis S, Boulogelrgos A, Pliatsios D, et al. Localization as a key enabler of 6G wireless systems: A

- comprehensive survey and an outlook[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2023, 4(10): 2733-2801.
- [2] Santoro L, Nardello M, Brunelli D, et al. UWB-based indoor positioning system with infinite scalability[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72(6): 1-11.
- [3] Xu Y, Shmaliy Y, Bi S, et al. Extended Kalman/UFIR filters for UWB-based indoor robot localization under time-varying colored measurement noise[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(17): 15632-15641.
- [4] Wang J, Wang M, Yang D, et al. UWB positioning algorithm and accuracy evaluation for different indoor scenes[J]. International Journal of Image and Data Fusion, 2021, 12(3): 203-225.
- [5] Mäkelä M, Olkkonen M, Jaakkola M, et al. Ubiquitous UWB ranging error mitigation with application to infrastructure-free cooperative positioning[J]. IEEE Journal of Indoor and Seamless Positioning and Navigation, 2024, 2(4): 143-150.
- [6] 杨秀建, 敖鹏, 沈世全, 等. 面向复杂环境的 UWB/LiDAR/IMU 组合定位方法[J]. 中国惯性技术学报, 2024, 32(07): 654-662.
- [7] Yang X, Ao P, Shen S, et al. UWB/LiDAR/IMU combined localization method for complex environments[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2024, 32(07): 654-662.
- [8] Wang Q, Li Z, Zhang H, et al. An indoor UWB NLOS correction positioning method based on anchor LOS/NLOS map[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(24): 30739-30750.
- [9] Dong M, A low-cost NLOS identification and mitigation method for UWB ranging in static and dynamic environments[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(7): 2420-2424.
- [10] Wang Q, Chen M, Wang G, et al. A novel NLOS identification and error mitigation method for UWB ranging and positioning[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(1): 48-52.
- [11] Si M, Wang Y, Siljak H, et al. A lightweight CIR-based CNN with MLP for NLOS/LOS identification in a UWB positioning system[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(5): 1332-1336.
- [12] Fontaine J, Herbruggen B, Shahid A, et al. Ultra wideband (UWB) localization using active CIR-based fingerprinting[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(5): 1322-1326.
- [13] Ferreira A, Fernandes D, Branco S, et al. Feature selection for real-time NLOS identification and mitigation for body-mounted UWB transceivers[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70(4): 1-10.
- [14] Jiang C, Shen J, Chen S, et al. UWB NLOS/LOS classification using deep learning method[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(10): 2226-2230.
- [15] Sang C, Steinhagen B, Homburg J, et al. Identification of NLOS and multi-path conditions in UWB localization using machine learning methods[J]. Applied Sciences, 2020, 10(11): 3980-4004.
- [16] Dong M, Qi Y, Wang X, et al. A non-line-of-sight mitigation method for indoor ultra-wideband localization with multiple walls[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(7): 8183-8195.
- [17] Kim D, Farhad A, Pyun J, UWB positioning system based on LSTM classification with mitigated NLOS effects[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(2): 1822-1835.
- [18] Zhang S, Wang E, Zhu Z, et al. UKF-FNN-RIC: A highly accurate UWB localization algorithm for TOA scenario[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73(10): 1-13.
- [19] 黄卫华, 梅宇恒, 章政, 等. 基于改进 SHKF 算法的 UWB/IMU 组合定位方法[J]. 中国惯性技术学报, 2024, 32(01): 34-41.
- [20] Huang W, Mei Y, Zhang Z, et al. UWB/IMU combined positioning method based on improved SHKF algorithm[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2024, 32(01): 34-41.
- [21] 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(05): 462-471.
- [22] Yang X, Huangfu S, Yan S. Fusion positioning method with UWB/IMU/Odometer based on the improved UKF[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(05): 462-471.