

一种行人遮挡下的 UWB 非视距传播识别方法

吴彤^{1,2}, 李业深^{1,2}, 黄镇煌^{1,2}, 张煜³, 张万乐^{1,2}, 熊轲^{1,2}

(1. 北京交通大学高速铁路网络管理教育部工程研究中心, 北京 100044;
2. 北京交通大学计算机与信息技术学院, 北京 100044; 3. 国网能源研究院有限公司, 北京 102209)

摘要: 超宽带 (UWB, ultrawideband) 技术带宽大、抗干扰能力强、多径分辨率高, 是室内定位的热点技术。然而由于室内环境复杂, UWB 信号传播不可避免会受到遮挡, 产生非视距 (NLOS, non-line-of-sight) 传播, 极大降低了 UWB 定位的精度。因此, 准确识别出 NLOS 数据, 将其进行剔除或矫正, 对缓解定位精度下降问题有重要的作用。现有 NLOS 识别工作多数聚焦于墙体等建筑结构遮挡的场景, 行人遮挡的场景需要进一步讨论。由于人体遮挡对信号的影响复杂且不可忽略, 针对行人遮挡下的 UWB 非视距传播识别问题进行研究。综合比较多种机器学习方法和信号特征组合, 提出了一种基于第一路径信号功率、总接收信号功率和测量距离三维特征的随机森林方法, 使用较少维度的特征达到了良好的 NLOS 识别效果。基于不同实测数据的实验结果表明, 采用所提三维特征的随机森林方法在 3 组不同数据集上的 NLOS 识别准确率分别达到了 99.05%、99.32% 和 98.81%。

关键词: UWB; 室内定位; 非视距识别; 随机森林

中图分类号: TN91

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00348

A UWB NLOS identification method under pedestrian occlusion

WU Tong^{1,2}, LI Yeshen^{1,2}, HUANG Zhenhuang^{1,2}, ZHANG Yu³, ZHANG Wanle^{1,2}, XIONG Ke^{1,2}

1. Engineering Research Center of Network Management Technology for High-Speed Railway of Ministry of Education, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China
2. School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China
3. State Grid Energy Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China

Abstract: Ultrawideband (UWB) is a hot technology for indoor positioning with large bandwidth, strong anti-interference ability, and high multipath resolution capacity. However, due to the complex indoor environment, UWB signal propagation will inevitably be blocked, resulting in non-line-of-sight (NLOS) propagation, which greatly reduces the accuracy of UWB positioning. Therefore, identifying NLOS signals accurately and discarding or correcting them are important to alleviate the problem of the decline in positioning accuracy. The majority of present NLOS identification work focuses on scenes with building structures such as walls. Further discussion is needed for scenes obscured by pedestrians. Since the impact of human obstacles on the signals is more complex and cannot be ignored, the NLOS identification under pedestrian occlusion was studied. By comparing a variety of machine learning methods and signal feature combinations, the random forest method based on the three-dimensional features of the first path signal power, the received signal power, and the measured distance was proposed. These features with fewer dimensions and easy extraction were used to achieve a high identification percentage for NLOS. The experimental results based on the measured data of different devices show that the NLOS identification accuracy based on the proposed method reaches 99.05%, 99.32% and 98.81% respectively.

Key words: UWB, indoor positioning, NLOS identification, random forest

收稿日期: 2023-02-02; 修回日期: 2023-07-26

通信作者: 熊轲, kxiong@bjtu.edu.cn

基金项目: 中央高校基本科研业务费项目 (No.2022JBGP003); 国家自然科学基金资助项目 (No. 62071033); 国家重点研发计划 (No. 2020YFB1806903)

Foundation Items: The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.2022JBGP003), The National Natural Science Foundation of China (No. 62071033), The National Key Research and Development Program of China (No. 2020YFB1806903)

0 引言

随着城镇化和信息化进程的推进,人们生活和工作的多数时间都处于室内环境,激发了室内定位技术广泛的应用需求,各种新型智能应用对定位精度的要求也日益增高。常用的室外定位技术,如全球定位系统,无法提供准确的室内定位信息^[1-2],所以室内定位技术受到了人们的极大关注。在各种室内定位技术中,超宽带(UWB, ultrawideband)技术具有带宽大、功耗低、抗多径能力强等优点^[3-5],可用于高精度的定位场景^[6-7],成为学术界和产业界关注的热点。

然而,由于室内环境复杂,UWB信号传播的直达路径极易被障碍物遮挡,信号只能通过反射、散射等路径到达接收端。此时,第一个信号的到达时间并不代表真正最短直线距离的传播时间,与直达路径上的视距(LOS, line of sight)传播相比,遮挡环境下的非视距传播时间更长、距离更远,在测距中会引入正误差,使得定位精度受到严重影响^[8]。若能精准识别LOS与NLOS数据,将NLOS数据进行剔除或纠偏,则对提高定位精度意义重大^[9]。

国内外学者对NLOS识别已进行了大量研究。新的工作还引入了机器学习方法对NLOS进行识别判定^[10]。然而,现有大部分研究仍聚焦于墙壁、建筑结构等遮挡场景^[11-19],对人体遮挡场景讨论较少。文献[20]对人体站在垂直于直达路径的不同点位进行了实验,证明了直达路径的信号功率会因人体遮挡产生强烈衰减,同时人体遮挡直达路径会导致测距误差明显增大。文献[21]的研究表明,因人体表面比较弯曲光滑,无线信号会形成体表爬行波并沿人体表面向前传播,使部分被遮挡的无线信号仍然可以到达接收端。然而,体表爬行波会导致无线信号路径、信号到达时间以及信号能量衰减发生变化,从而影响测距的准确性。此外,文献[22]讨论了人体遮挡对第一路径信号能量和总信号能量的影响,结果显示人体遮挡与其他物体遮挡对信号的影响不同,并且人体与节点的距离不同,对测距精度的影响也不一样。上述研究工作表明,UWB信号传播会受人体遮挡的影响,导致较大的测距误差。如果能够通过信号特征准确识别人体遮挡场景,并基于此对偏差较大的NLOS数据进行矫正,可有效提升UWB定位精度。

目前,学者们已启动了相关研究。文献[23-27]

集中讨论了人体佩戴UWB设备造成遮挡的NLOS识别问题。实际上,除了人体佩戴UWB设备场景,还有一种广泛存在的人体遮挡场景,即人处于UWB定位的收发端之间造成LOS路径被遮挡。文献[28]研究了这种人体遮挡场景下的NLOS识别问题,根据信道脉冲响应(CIR, channel impulse response)和相对应的时频图特征对人体遮挡的NLOS场景进行识别,精度达92.91%。尽管如此,提升空间仍然很大。

更重要的是,现有关于NLOS识别的方法大多依赖于波形信息或者多维详细的CIR信息(峰度、均方根延迟扩展等),这些信息虽然能直接反映信号传播状态,但相关数据的采集和处理并不便捷。首先,提取和处理详细多维CIR信息对设备的硬件要求较高,相应的部署成本难以降低;其次,一些广泛应用的UWB低成本设备(如LinkTrack S)不支持波形或多维详细CIR信息的获取和输出,若要采集多维详细的CIR信息,需要对现有设备的硬件和驱动进行改造,对应用人员的软/硬件开发能力要求较高,实际应用比较困难。

为此,本文定位于研究如何选择尽可能少且无须复杂处理的信号特征进行NLOS识别,在不改动设备的前提下,利用设备所能提供的数据,基于算法层面的处理,用低成本和低复杂度的方法提升NLOS的识别精度。本文聚焦于人体在UWB定位基站和标签之间行走造成遮挡的场景,提出了一种基于随机森林的NLOS传播识别方法。该方法构建了一个随机森林模型,将第一路径信号功率、总接收信号功率和测量距离作为输入特征,对LOS和NLOS数据进行分类,为提高定位精度奠定基础。为验证所提方法的性能,采集了两种不同UWB设备的数据,形成了规模不同的3个数据集,结果表明本文提出的NLOS传播识别方法识别准确率最高,训练时间短。在3个数据集上的识别率分别达99.05%、99.32%、98.81%。

1 特征参数分析

UWB信号易受环境影响发生变化,因此人体行走造成NLOS遮挡时的信号特征往往与无遮挡的LOS场景不同。选择有效的特征,建立NLOS高准确率的分类模型,对后续提升UWB的定位精度十分重要。特征的选择除了考虑有效性,还要考虑特征获取和处理的难易程度。如前所述,考虑低成本和易部署

的需求，本文选择了 UWB 定位设备中常见的输出信息，即信号功率和测距值，作为识别 NLOS 传播的特征，将第一路径信号功率、总接收信号功率和测量距离构建成三维特征向量进行 NLOS 识别。

1.1 第一路径信号功率

第一路径信号功率是指第一个到达接收端并被检测到的信号功率，即最先被接收端接收并被检测到的信号功率。第一个特征选择了第一路径信号功率的原因是，接收端接收到的第一路径信号功率取决于传播路径^[29]。信号传播条件如图 1 所示，对于 LOS 场景而言，信号可沿直达路径直线传播，无须穿透物体或走多余的路程，第一路径即发送端到接收端的直达路径，故相比 NLOS 场景，LOS 场景的第一路径信号功率更强；对于 NLOS 场景而言，由于直达路径被遮挡，信号只能通过反射、折射或穿透遮挡物进行传播，此时第一路径信号功率衰减，比 LOS 场景下更弱。因此，第一路径信号功率可以反映 LOS 与 NLOS 场景，同时绝大部分 UWB 设备都支持该指标的直接输出，所以选择第一路径信号功率作为第一个特征，记作 FP。

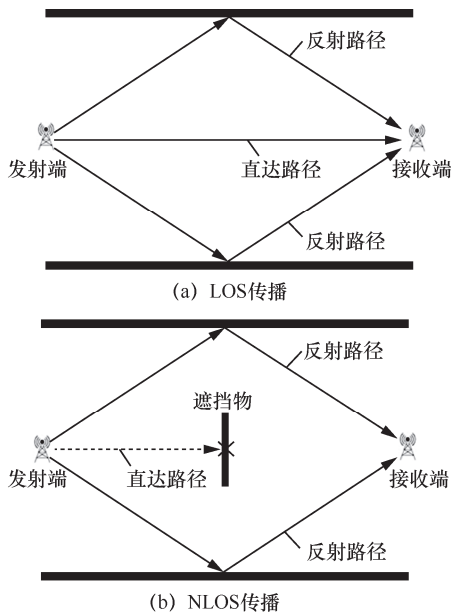


图 1 信号传播条件

LOS 与 NLOS 下第一路径信号功率分布如图 2 所示，展示了在 LOS 场景与行人遮挡 NLOS 场景下各测量 5 000 次第一路径信号功率的分布。在 LOS 场景下，测得 5 000 组第一路径信号功率分布在 $-86.5 \sim -84.5$ dB，其中第一路径信号功率为 -85.5 dB 的样本数量最多；在 NLOS 场景下，第一

路径信号功率分布在 $-100.5 \sim -84.5$ dB，其中功率为 -94.5 dB 的样本数量最多。相比 LOS 场景，行人遮挡 NLOS 场景下的第一路径信号功率更弱，波动更大。因此，利用第一路径信号功率可以区分 LOS 与 NLOS 场景，并且已有相关学者在实验中证明了该结论^[29]。

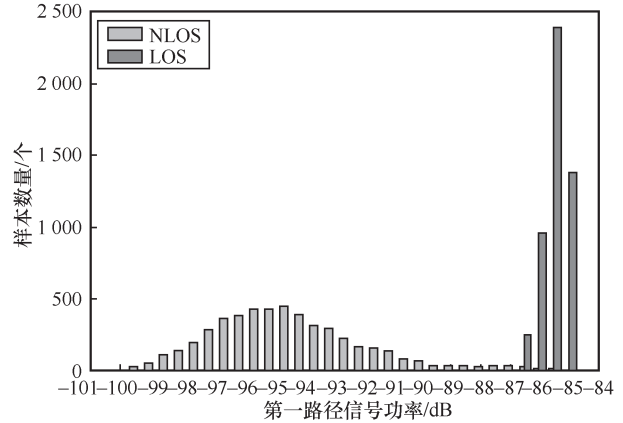


图 2 LOS 与 NLOS 下第一路径信号功率分布

1.2 总接收信号功率

总接收信号功率即被接收到的信号的总功率。第二个特征选择了总接收信号功率的原因是，通过总接收信号功率与第一路径信号功率的差值可以获知第一路径信号功率所累积能量的大小^[30]，从而大致判断 NLOS 场景。在 LOS 场景下，总接收信号功率与第一路径信号功率的差值往往比较小，第一路径的能量明显大于延迟路径的能量^[12]；而在 NLOS 场景下，总接收信号功率与第一路径信号功率往往存在一定的差值，第一路径的能量与延迟路径的能量差距减小^[12]。由于设备和距离均会影响第一路径信号功率的大小，所以仅依靠第一路径信号功率识别 NLOS 场景的效果有限。因此，可以通过总接收信号功率与第一路径信号功率的差值判断 NLOS 场景。

目前，已有相关说明和文献利用总接收信号功率与第一路径信号功率的差值进行 NLOS 判断。LinkTrack S 硬件手册^[31]中提到，“第一路径信号功率强度与总接收信号功率强度差值可以作为判断 LOS 与 NLOS 情况的一个参考”；UWB 常搭载的 DW1000 芯片手册^[32]中明确指出，“根据经验，如果接收信号功率与第一路径信号功率的差值小于 6 dB，则将信道视为 LOS；如果差值大于 10 dB，则将信道视为 NLOS”。学者们已广泛接受该结论并且利用总接收信号功率与第一路径信号功率的差值进行 NLOS 判别。文献^[30]通过将两者之间的差

值与预定义阈值进行比较，从而识别 NLOS 场景，并在多种遮挡场景下通过实验证明了利用两者之间的差值判断 NLOS 场景是有效的。文献[33]基于硬件设备使用手册提供的参考阈值，添加了新的阈值条件以判定 LOS 和 NLOS 场景。文献[34]针对不同于文献[33]的 NLOS 环境，改进了阈值条件，达到了较好的分类效果。尽管如此，判定 NLOS 的阈值往往根据人工经验所设，无法深入挖掘并掌握信号规律，导致基于阈值的 NLOS 判定准确率受限。因此，将总接收信号功率与第一路径信号功率一起作为输入特征，通过机器学习算法，学习适合使用场景的分类模型，能够避免采用经验值带来的误差。同时，现有大部分 UWB 设备也能直接输出总接收信号功率的测量值。综上，选择总接收信号功率作为第二个特征，记作 RX。

1.3 测量距离

测量距离是 UWB 设备粗略估计的测距值。第三

个特征选择测量距离的原因是，相较于 LOS 传播，NLOS 场景下信号的传播路径更长、传播时间更久，进而导致估算出的距离值偏大，带有正偏差。当信号传播环境不同时，信号的传播路径、波动和衰落会发生相应的变化，UWB 设备的测距值也会受到影响。因此，测量距离除了隐含信号从发端到收端传播的时域信息，实际上也隐含了传播环境带来的影响。综上，选择测量距离作为第三个特征，记为 Md。

2 NLOS 识别模型

NLOS 识别流程如图 3 所示。考虑信号功率和测距值量纲不同，在获取相应数据之后，对每一维特征进行了归一化处理。记 x 为原始信号特征值， x_{max} 为特征的最大值， x_{min} 为特征的最小值。归一化方法为

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{1}$$

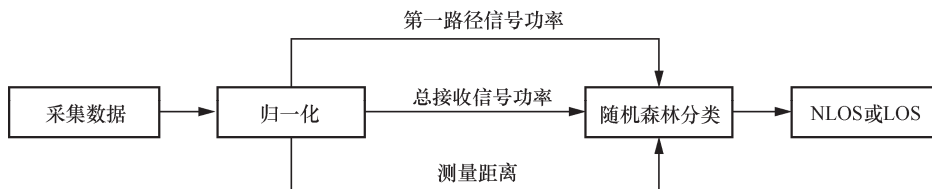


图 3 NLOS 识别流程

在人体行走造成遮挡的 NLOS 场景下，虽然基站和标签是静止的，但是受到人体移动和转身等动态因素的影响，信号波动大且规律不明显，因此构建准确的单一分类模型具有挑战性。除此之外，还需要避免训练中的过拟合问题。综上，本文使用了基于决策树的集成算法——随机森林（RF, random forest）^[35]。决策树是一种树状结构的分类器，随机森林中的每棵决策树之间没有关联，其输出类别由多棵决策树投票确定，所以随机森林方法可以提供更精确的分类模型且有助于缓解过拟合问题。

进一步地，将归一化后的三维特征信息（即第一路径信号功率、总接收信号功率以及测量距离）作为数据集，每组数据均有标签，其中 NLOS 数据标记为 1，LOS 数据标记为 0。NLOS 识别的随机森林模型如图 4 所示。在建立单分类器决策树时，随机从全部样本中有放回地抽取样本，并在节点进行分裂时，从第一路径信号功率、总接收信号功率以及测量距离的属性集合里随机选择特征子集，然后从子集里选择特征进行划分。这种方法不仅能保

证每棵决策树的差异性，也能保证决策树的平衡发展。为了提高分类的准确性，每棵决策树对样本都有 NLOS 或 LOS 的分类结果，最终判定的结果由多棵决策树投票确定。在取样和特征选取中引入随机性，有效规避了决策树容易过拟合的风险，所以该方法具有较高的预测准确率，且对实测数据的异常值和噪声具有良好的容忍度^[36]。

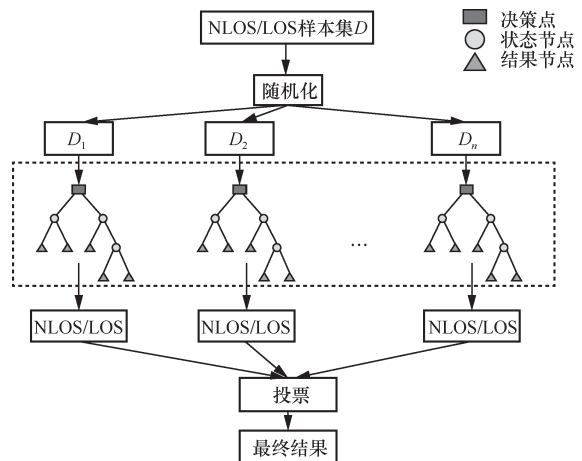


图 4 NLOS 识别的随机森林模型

3 实验及结果分析

3.1 实验环境及设备

实验地点为北京交通大学智能网络实验室，实验场景如图5所示。实验室内摆放有实验仪器、黑板、桌椅等物体。实验部署了两套UWB定位系统，分别为LinkTrack S和ULM1。用于处理数据的设备是MacBook Pro，处理器为2.9 GHz双核Intel Core i5，数据处理软件为MATLAB R2017b。

3.2 实验数据集构建

实验分别测量了无遮挡的LOS数据以及在基站与标签之间有人体遮挡的NLOS数据。因为人体位于基站和标签之间的不同位置会对信号产生不同的影响^[22]，在NLOS场景下采集数据时，人体将在基站与标签之间行走。每次测量后调整基站和标签的距离，每隔0.6 m测量一次。

实验共采集了3个数据集。第一个数据集记为S1，基于LinkTrack S采集，基站与标签的距离为1.2~7.8 m，故含有12组距离数据，每组距离测量LOS与NLOS数据各3 000组。第二个数据集记为

S2，同样基于LinkTrack S采集，该数据集扩大了距离与数据规模，将基站与标签之间的距离扩展为1.2~8.4 m，因此共测量13组距离的数据，每组距离含LOS与NLOS数据各5 000组。第三个数据集记为S3，此数据集更换了采集设备，使用ULM1采集数据，基站与标签之间的距离为1.2~8.4 m，共采集了13组距离的数据，每组距离含LOS与NLOS数据各4 000组。为了清晰起见，数据集属性见表1。

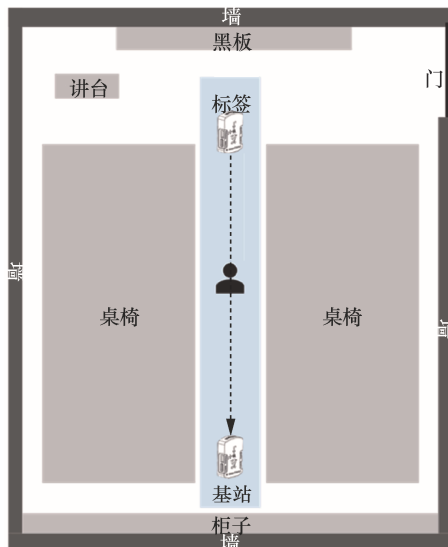
数据集采集完毕后进行打乱，以8:2的比例分为训练集和测试集。

3.3 性能评价指标

采用识别准确率、召回率对实验结果进行评价与分析。NLOS与LOS识别准确率表示分类正确的样本占有所有样本的比例，准确率越高越好。其计算式为

$$\text{accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

其中，TP表示NLOS样本被正确分类的数量，TN表示LOS样本被正确分类的数量，FP表示LOS样本被错误分类的数量，FN表示NLOS样本被错误分类的数量。



(a) 实验场景示意图



(b) 实验真实环境

图5 实验场景

表1

数据集属性

数据集	采集设备	距离/m	数据集大小/组
S1	LinkTrack S	1.2~7.8	72 000
S2	LinkTrack S	1.2~8.4	130 000
S3	ULM1	1.2~8.4	104 000

NLOS 识别的目标主要是对 NLOS 样本进行准确识别。NLOS 识别召回率的含义为被准确识别的 NLOS 样本数量占 NLOS 样本总量的比例，召回率同样是越高越好。其计算式为

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (3)$$

3.4 实验结果

为体现本文所提使用三维特征的 NLOS 传播识别方法的有效性，选择了不同的特征组合，分别用朴素贝叶斯 (naive Bayes)、支持向量机 (SVM, support vector machine)、K 近邻 (KNN, *k*-nearest neighbor)、前馈神经网络 (FNN, feedforward neural network) 和随机森林方法进行了实验。

3.4.1 NLOS 识别精度对比

与本文相似，文献[18]和文献[19]同样利用较少的特征实现了较高的 NLOS 识别率，因此，将文献[18]和文献[19]的方法作为基准进行比较。文献[18]提出采用总接收信号功率与第一路径信号功率作为特征，并利用 FNN 进行 NLOS 识别。文献[19]提出将测量距离作为唯一特征，采用 SVM 方法进行 NLOS 识别。在第 3.2 节所述的 3 个数据集上进行了实验对比。工作对比见表 2，在 3 个数据集中，本文所提采用第一路径信号功率、总接收信号功率和测量距离作为特征的随机森林方法的准确率和召回率均最高，都达到了 98.5% 以上。

表 2 工作对比

数据集	文献[18]方法		文献[19]方法		本文方法	
	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率
S1	79.53%	79.98%	54.82%	50.85%	99.05%	98.54%
S2	77.04%	78.32%	54.77%	55.60%	99.32%	98.94%
S3	86.44%	79.10%	53.01%	81.14%	98.81%	98.54%

表 3 不同特征、机器学习方法在 S1 上的 NLOS 与 LOS 识别精度

特征	naive Bayes		SVM		KNN		FNN		RF	
	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率
Md	53.78%	40.44%	54.82%	50.85%	91.14%	85.45%	86.00%	73.37%	90.94%	84.93%
FP、RX	76.98%	80.31%	76.73%	80.43%	79.46%	80.13%	79.53%	79.98%	79.47%	78.69%
Md、FP	76.69%	80.55%	85.20%	82.56%	98.80%	97.93%	98.33%	97.35%	98.72%	98.19%
Md、FP、RX	76.07%	81.58%	85.88%	80.37%	98.92%	98.10%	98.34%	97.40%	99.05%	98.54%

进一步地，不同特征、机器学习方法在 S1、S2、S3 上的 NLOS 与 LOS 识别精度分别见表 3、表 4、表 5，本文提出的基于三维特征的随机森林方法准确率和召回率均最高，在 3 个数据集上分别达到 99.05%、99.32%、98.81% 的准确率和 98.54%、98.94%、98.54% 的召回率。同时，NLOS 识别中朴素贝叶斯和常用的 SVM 方法在人体行走遮挡场景中的识别性能远低于 KNN、FNN 和 RF 方法。

从表 3 和表 4 的 RF 结果可以看出，在数据集 S1 和 S2 中，使用测量距离和第一路径信号功率作为特征的分类结果与所提的三维特征分类结果相比略有逊色但差别不大，但表 5 显示在 S3 数据集上加入总接收信号功率作为特征之一能带来超过 2% 的提升，其原因是数据集 S1 和 S2 采集设备 LinkTrack S 的总接收信号功率的分辨率较低，在人体遮挡的 NLOS 环境与 LOS 环境下数值变化甚微。数据集 S3 采集设备 ULM1 的总接收信号功率的分辨率较高，在人体遮挡的 NLOS 环境与 LOS 环境下变化频繁，因此当 NLOS 场景对总接收信号功率影响不大时，可以只选择测量距离、第一路径信号功率作为特征。

3.4.2 时间对比

不同机器学习算法的花费时间见表 6。在分类效果较好的 KNN、FNN 以及 RF 方法中，KNN 耗时最短，FNN 耗时最长，但 KNN 需要找到最佳的 *k* 值才能达到好的分类精度，得到优秀模型之前需要不断尝试，故前期工作量大。相比较下，随机森林方法前期工作量较少，训练时间适中，识别精度最高，是 NLOS 分类有效且便捷的方法。

3.4.3 在其他遮挡场景的实验

为了测试所提方法在室内常见物体遮挡下的 NLOS 识别效果，在门遮挡、墙壁遮挡和家具遮挡场景下进行了 3 组实验。门、墙壁、家具遮挡下的实验场景如图 6 所示。实验将基站放置在室内过道，

表 4 不同特征、机器学习方法在 S2 上的 NLOS 与 LOS 识别精度

特征	naive Bayes		SVM		KNN		FNN		RF	
	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率
Md	56.10%	50.38%	54.77%	55.60%	90.20%	83.95%	88.33%	79.41%	90.22%	84.40%
FP、RX	70.58%	67.15%	70.90%	61.86%	77.02%	76.65%	77.04%	78.32%	77.07%	78.32%
Md、FP	70.28%	69.17%	89.28%	84.68%	99.24%	98.82%	97.85%	96.34%	99.21%	98.84%
Md、FP、RX	70.45%	69.51%	89.59%	84.57%	99.26%	98.78%	98.43%	97.38%	<u>99.32%</u>	<u>98.94%</u>

表 5 不同特征、机器学习方法在 S3 上的 NLOS 与 LOS 识别精度

特征	naive Bayes		SVM		KNN		FNN		RF	
	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率	准确率	召回率
Md	54.52%	63.89%	53.01%	81.14%	94.15%	90.14%	93.33%	89.57%	93.92%	90.31%
FP、RX	67.90%	63.10%	82.41%	73.58%	87.26%	80.55%	86.44%	79.10%	84.70%	82.32%
Md、FP	57.87%	43.89%	72.32%	75.52%	96.32%	94.02%	88.65%	86.82%	96.23%	95.36%
Md、FP、RX	66.74%	63.35%	86.05%	81.04%	98.23%	97.27%	94.46%	91.65%	<u>98.81%</u>	<u>98.54%</u>

表 6 不同机器学习算法的花费时间（单位：s）

数据集	naive Bayes	SVM	KNN	FNN	RF
S1	0.56	48.47	0.55	17.86	5.46
S2	1.22	119.29	1.00	79.76	12.71
S3	0.29	104.86	0.52	32.24	12.81

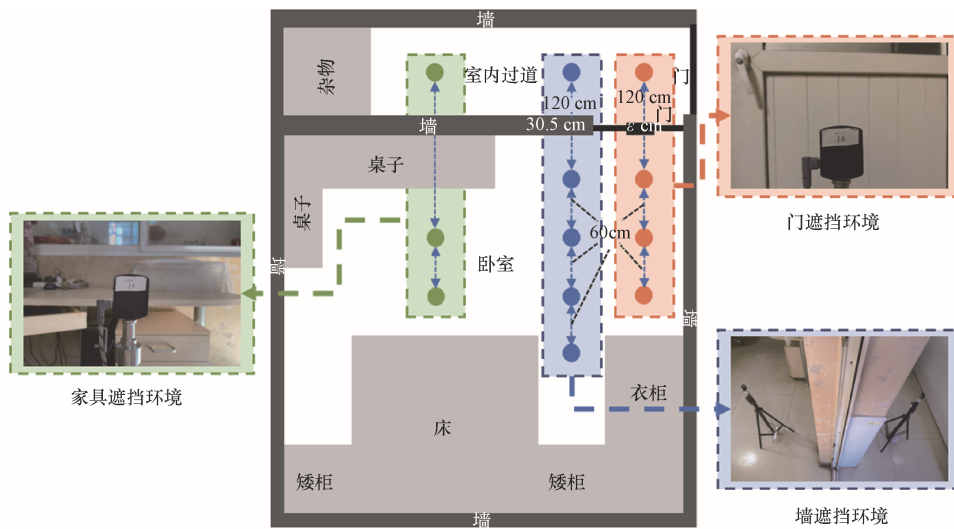


图 6 门、墙壁、家具遮挡下的实验场景

将标签放置在卧室，每次挪动标签 0.6 m 进行一次测量，每个位置采集 2 000 组 NLOS 数据。门遮挡的场景如图 6 中的橙色区域所示，其中门的材质为塑钢，厚 6 cm，采集范围为 1.2~2.4 m；墙壁遮挡

环境如图 6 中的蓝色区域所示，其中墙厚 30.5 cm，采集范围为 1.2~3 m；家具遮挡的场景，如图 6 中的绿色区域所示，在墙边摆放桌子，采集数据范围为 1.8~2.4 m。

不同遮挡物下的识别精度见表 7, 所提方法对门遮挡场景下的 NLOS 识别准确率达 96.04%, 召回率达 97.24%; 对墙体遮挡场景下的 NLOS 识别准确率和召回率均在 99.9% 以上; 对家具遮挡场景下的 NLOS 识别准确率和召回率均为 100%。实验结果表明, 在常见室内静止物体的遮挡场景中, 本文所提三维特征对 NLOS 的识别依然具有良好的效果。

表 7 不同遮挡物下的识别精度

遮挡物	准确率	召回率
门	96.04%	97.24%
墙壁	99.97%	99.94%
家具	100%	100%

4 结束语

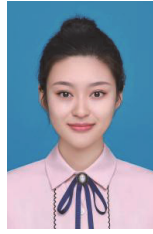
在室内定位中, 人体遮挡导致的非视距传播严重影响室内定位的精度, 对误差较大的 NLOS 数据进行识别, 再对其进行剔除或补偿是主要解决方法之一, 因此在人体遮挡场景下准确区分出 LOS 与 NLOS 数据是非常关键的。为此, 本文提出了一种基于第一路径信号功率、总接收信号功率和测量距离三维特征的随机森林方法, 该方法在不同规模与设备采集的 3 个数据集上的准确率分别达到 99.05%、99.32%、98.81%。对比其他机器学习方法与特征组合, 本文方法具有良好的区分 LOS 与 NLOS 数据的能力, 且具备特征维度较少、不需要对特征进行复杂处理、训练用时短、可用性强等优点。

参考文献:

- [1] BIANCHI V, CIAMPOLINI P, DE M I. RSSI-based indoor localization and identification for ZigBee wireless sensor networks in smart homes[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(2): 566-575.
- [2] MAINETTI L, PATRONO L, SERGI I. A survey on indoor positioning systems[C]//Proceedings of 2014 22nd International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM). Piscataway: IEEE Press, 2015: 111-120.
- [3] ALARIFI A, AL-SALMAN A, ALSALEH M, et al. Ultra wideband indoor positioning technologies: analysis and recent advances[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2016, 16(5): 707.
- [4] FONTANA R J. Recent system applications of short-pulse ultra-wideband (UWB) technology[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2004, 52(9): 2087-2104.
- [5] 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.
- [6] SOGANCI H, GEZICI S, POOR H V. Accurate positioning in ultra-wideband systems[J]. IEEE Wireless Communications, 2011, 18(2): 19-27.
- [7] LIU H, DARABI H, BANERJEE P, et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2007, 37(6): 1067-1080.
- [8] VENKATESH S, BUEHRER R M. NLOS mitigation using linear programming in ultrawideband location-aware networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2007, 56(5): 3182-3198.
- [9] KHODJAEV J, PARK Y, MALIK A S. Survey of NLOS identification and error mitigation problems in UWB-based positioning algorithms for dense environments[J]. Annals of Telecommunications - Annales Des Télécommunications, 2010, 65(5): 301-311.
- [10] NESSA A, ADHIKARI B, HUSSAIN F, et al. A survey of machine learning for indoor positioning[J]. IEEE Access, 2020(8): 214945-214965.
- [11] KRISTENSEN J B, MASSANET G M, JENSEN O K, et al. Non-line-of-sight identification for UWB indoor positioning systems using support vector machines[C]//Proceedings of 2019 IEEE MTT-S International Wireless Symposium (IWS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-3.
- [12] BARRAL V, ESCUDERO C J, GARCÍA-NAYA J A, et al. NLOS identification and mitigation using low-cost UWB devices[J]. Sensors, 2019, 19(16): 3464.
- [13] MARANÒ S, GIFFORD W M, WYMEERSCH H, et al. NLOS identification and mitigation for localization based on UWB experimental data[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2010, 28(7): 1026-1035.
- [14] LI W J, ZHANG T T, ZHANG Q Y. Experimental researches on an UWB NLOS identification method based on machine learning[C]//Proceedings of 2013 15th IEEE International Conference on Communication Technology. Piscataway: IEEE Press, 2014: 473-477.
- [15] RAMADAN M, SARK V, GUTIERREZ J, et al. NLOS identification for indoor localization using random forest algorithm[C]//Proceedings of 22nd International ITG Workshop on Smart Antennas. [S.l.:s.n.], 2018: 1-5.
- [16] JIANG C H, SHEN J C, CHEN S, et al. UWB NLOS/LOS classification using deep learning method[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(10): 2226-2230.
- [17] ZHU Y P, XIA W W, YAN F, et al. NLOS identification via AdaBoost for wireless network localization[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(12): 2234-2237.
- [18] OLEJNICZAK A, BLASZKIEWICZ O, CWALINA K K, et al. Deep learning approach for LOS and NLOS identification in the indoor environment[C]//Proceedings of 2020 Baltic URSI Symposium (URSI). Piscataway: IEEE Press, 2020: 104-107.
- [19] WU C, HOU H W, WANG W J, et al. TDOA based indoor positioning with NLOS identification by machine learning[C]//Proceedings of 2018 10th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [20] KILIÇ Y, ALI A J, MEIJERINK A, et al. The effect of human-body shadowing on indoor UWB TOA-based ranging systems[C]//Proceedings of 2012 9th Workshop on Positioning, Navigation and Communication. Piscataway: IEEE Press, 2012: 126-130.
- [21] 何杰, 吴雅南, 段世红, 等. 人体对 UWB 测距误差影响模型[J]. 通信学报, 2017, 38(S1): 58-66.
- HE J, WU Y N, DUAN S H, et al. Model of human body influence on

- UWB ranging error[J]. Journal on Communications, 2017, 38(S1): 58-66.
- [22] LI X F, HE J, XU L Y, et al. The effect of multipath and NLOS on TOA ranging error and energy based on UWB[C]//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-2.
- [23] NAM S C, CHOI H B, KO Y B. On mitigation of ranging errors for through-the-body NLOS conditions using convolutional neural networks[C]//Proceedings of 2022 24th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT). Piscataway: IEEE Press, 2022: 141-144.
- [24] CWALINA K K, OLEJNICZAK A, BLASZKIEWICZ O, et al. Fast fading influence on the deep learning-based LOS and NLOS identification in wireless body area networks[C]//Proceedings of 2021 34th General Assembly and Scientific Symposium of the International Union of Radio Science (URSI GASS). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-4.
- [25] BHARADWAJ R, ALOMAINY A, KOUL S K. Experimental investigation of body-centric indoor localization using compact wearable antennas and machine learning algorithms[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2022, 70(2): 1344-1354.
- [26] FERREIRA A G, 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): 1-10.
- [27] CWALINA K K, RAJCHOWSKI P, BLASZKIEWICZ O, et al. Deep learning-based LOS and NLOS identification in wireless body area networks[J]. Sensors, 2019, 19(19): 4229.
- [28] WEI J Y, WANG H, SU S, et al. NLOS identification using parallel deep learning model and time-frequency information in UWB-based positioning system[J]. Measurement, 2022(195): 111191.
- [29] KOLAKOWSKI M, MODELSKI J. First path component power based NLOS mitigation in UWB positioning system[C]//Proceedings of 2017 25th Telecommunication Forum (TELFOR). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-4.
- [30] GURURAJ K, RAJENDRA A K, SONG Y, et al. Real-time identification of NLOS range measurements for enhanced UWB localization[C]//Proceedings of 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-7.
- [31] LinkTrack datasheet[EB]. 2021.
- [32] Decawave Ltd. DW1000 USER MANUAL[EB]. 2017.
- [33] ALBAIDHANI A, MORELL A, VICARIO J L. Ranging in UWB using commercial radio modules: experimental validation and NLOS mitigation[C]//Proceedings of 2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-7.
- [34] KIM D H, KWON G R, PYUN J Y, et al. NLOS identification in UWB channel for indoor positioning[C]//Proceedings of 2018 15th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-4.
- [35] 王奕森, 夏树涛. 集成学习之随机森林算法综述[J]. 信息技术, 2018, 12(1): 49-55.
WANG Y S, XIA S T. A survey of random forests algorithms[J]. Information and Communications Technologies, 2018, 12(1): 49-55.
- [36] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3): 32-38.
FANG K N, WU J B, ZHU J P, et al. A review of technologies on random forests[J]. Statistics & Information Forum, 2011, 26(3): 32-38.

[作者简介]



吴彤 (1997-), 女, 北京交通大学计算机与信息技术学院硕士生, 主要研究方向为室内定位。



李业深 (2000-), 男, 北京交通大学计算机与信息技术学院硕士生, 主要研究方向为人工智能、高铁无线通信等。



黄镇煌 (1998-), 男, 北京交通大学计算机与信息技术学院硕士生, 主要研究方向为网络智能与移动计算、联邦学习。



张煜 (1983-), 男, 博士, 国网能源研究院有限公司高级研究员, 主要研究方向为边缘计算、无线协作网络和能源互联网等。



张万乐 (1998-), 男, 北京交通大学计算机与信息技术学院博士生, 主要研究方向为机器学习、移动和云计算、无线网络。



熊轲 (1981-), 男, 博士, 北京交通大学计算机与信息技术学院教授、副院长, 主要研究方向为人工智能+5G/6G 网络、无线大数据分析处理、AI 赋能的移动网络优化设计、绿色智慧物联网、网络大数据分析、雾计算/边缘计算、室内定位、基于无线大数据的人体姿态识别等。