

DOI:10.13232/j.cnki.jnju.2022.02.016

基于无线传播信道特征的非视距识别技术

刘鑫一, 谢景丽, 王威*, 徐志麟

(长安大学信息工程学院, 西安, 710064)

摘要:复杂的室内环境中存在的各种无法躲避的障碍物会导致无线定位的测距精度较低,其中最主要的因素是存在非视距传播,因此识别信道状态是否为非视距对室内定位精度较为重要.提出一种基于信道信息的视距/非视距信道识别方法:首先对信号进行过滤,获取重要的信道抽头;然后提取过滤后信号的峰值,并计算其功率;最后通过计算得出该信道信号的峰均比,并联合假设检验对信道状态进行判决.仿真结果表明,峰均比特征在视距/非视距信道上有明显差异,可以作为识别视距/非视距信道的特征.该特征的视距识别正确率达到93.56%,非视距识别正确率达到87.23%,比使用峰度特征在视距场景下的识别正确率提高了2.65%,非视距正确率提高了0.71%.使用本算法在定位过程中进行验证,能够有效降低定位误差,提高定位精度,说明该算法的识别效果较好,具有一定的应用前景.

关键词:无线通信,信道测量,室内定位,非视距区分,假设检验

中图分类号:TN925

文献标志码:A

Identification of NLoS based on wireless propagation channel features

Liu Xinyi, Xie Jingli, Wang Wei*, Xu Zhilin

(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an, 710064, China)

Abstract: Due to the existence of numerous obstacles, the ranging accuracy of wireless positioning is low in the complex indoor environment. The most important factor is the non-line-of-sight propagation. Therefore, it is necessary to identify the line-of-sight and non-line-of-sight condition to enhance the positioning accuracy. This paper proposes a line-of-sight/non-line-of-sight channel identification method based on channel state information. First, the received signal is processed in order to obtain discrete channel information, i.e., parameters of channel taps. The next step is to extract the peak value of all taps based on which the power is calculated. Thereafter, the peak-to-average ratio of the channel taps is obtained and used to determine the channel status by hypothesis testing. The simulation results show that the peak-to-average ratio feature has a significant difference between line-of-sight and non-line-of-sight channel, which can be used as a feature to identify the line-of-sight and non-line-of-sight channel. The line-of-sight identification accuracy rate of this feature reaches 93.56% and the non-line-of-sight identification accuracy rate reaches 87.23%, which is 2.65% higher than that of kurtosis features in line-of-sight scenes. The non-line-of-sight accuracy rate is increased by 0.71%. Using this algorithm for verification in the positioning process can effectively improve the positioning accuracy. It is shown that the algorithm has a better performance and some application prospects.

Key words: wireless communication, channel measurement, indoor positioning, non-line-of-sight distinction, hypothesis test

随着无线通信技术的发展,第六代移动通信系统(6G)网络将从平面向立体延伸、从局部向全

球延伸、从中低频向高频延伸,进而支持未来立体全场景通信服务,实现全球无缝覆盖.室内场景

基金项目:国家重点研发计划(2020YFB1807001),国家自然科学基金(61871059,61803041)

收稿日期:2021-10-20

* 通讯联系人, E-mail: wei.wang@chd.edu.cn

作为6G地面致密网络的重要组成部分,精准的室内定位技术是实现各类物联网应用的前提.在室内定位过程中,复杂的建筑结构会阻碍直视路径的传播^[1],信号在障碍物之间经过反射、衍射以及散射传播至接收端^[2].与没有任何遮挡的视距(Line-of-Sight, LoS)状态下传播的信号相比,非视距(None-Line-of-Sight, NLoS)状态下传播的信号增加了到达时间,改变了到达角度,所以,直接利用NLoS信号作为定位测量的信号,可能会导致很大的定位误差^[3].因此,识别非视距信号有助于提高定位的准确度^[4].

目前已有多种NLoS信号识别技术被提出. Schroeder et al^[5]提出的NLoS信号识别方法是基于距离估计的时间序列,这种方法的主要缺点是在测距过程中会造成难以消除的时间延迟^[6]. Tuchler and Huber^[7]基于位置估计使用最小二乘法来识别NLoS信号,该方法利用冗余距离估计收集不同的子集来识别NLoS信号,但在没有冗余距离估计的情况下这种方法是无效的. Xiao et al^[8]基于信道冲激响应(Channel Impulse Response, CIR)采用神经网络提取LoS/NLoS信号的特征并进行训练,然后通过聚类的方式进行区分.该方法是当前被广泛使用的NLoS识别方法,其中峰度^[9]、均方根延迟扩展^[10]、偏度^[11-13]、莱斯 k 因子^[14]、标准偏差^[15]、均值^[16]等特征最流行.

LoS信号不容易受外部干扰,和NLoS信号相比,能量更强且更集中,峰度特征能够表征信号能量分布的集中程度,所以峰度越大越有可能是LoS信号. LoS信号的传输时间短于NLoS信号,故可以用均方根延迟扩展来表征不同信号的多径信道延迟信息.由于LoS信号服从莱斯分布^[11],NLoS信号服从瑞利分布,而瑞利分布的偏度为常数,且一般大于莱斯分布的偏度^[12],因此LoS信号比NLoS信号偏度更小,也就是说LoS信号比NLoS信号更对称^[13].莱斯 k 因子是指直射路径分量与其他分散路径分量的功率之比,由于LoS信号的直射波占比较大,因而LoS信号的功率大于NLoS信号,即LoS信号的莱斯 k 因子大于NLoS信号.标准偏差与均值的使用要配合其他特征才能识别LoS/NLoS信号.

上述特征用于识别LoS/NLoS信号的原理是LoS信号的主导路径是直接路径,而NLoS信号由于障碍物阻挡了直接路径,信号只能通过折射、散射和衍射等非直接路径传播,这加剧了信号损耗,所以LoS信号与NLoS信号的功率有较大差异.本文利用该原理提出一种基于物理层峰均比的识别方法,提高了识别准确率并有效缩短了运行时间.

1 非视距识别

在复杂的室内环境中,由于发射端与接收端(Transmitter and Receiver, T/R)之间存在障碍物,导致信号通过多路径传播.其中,LoS路径是指信号在T/R之间直接传播,NLoS路径是指信号在障碍物之间经过反射、衍射以及散射传播至接收端.图1说明了两种常见的情况.

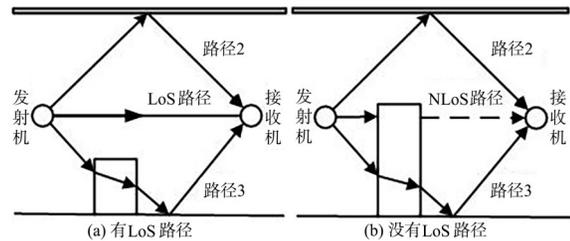


图1 多路径传播

Fig. 1 Multipath propagation

图1a表明LoS路径与NLoS路径混合存在,图1b表明NLoS路径时延比LoS路径长,这两种情况分别代表LoS信号与NLoS信号. LoS信号中的直接路径如果被准确接收,则信号的到达时间可以被精确估计. NLoS信号中的传播路径经过障碍物的阻挡,其中,障碍物的介电常数大于1^[17],这使得信号在传播过程中的速度小于直接路径传播的速度,因此NLoS信号的到达时间被延迟,这将引入一个时间正偏置.在位置定位过程中使用这种NLoS信号的到达时间估计可能会显著降低定位精度,所以必须识别LoS/NLoS信号的信道状态,减轻NLoS信号对定位精度的影响.

2 信号预处理过程

在IEEE802.15.4a信道模型下,利用矢量网络分析仪收集到的快照信息以信道状态信息

(Channel State Information, CSI) 的格式显示. CSI 代表 T/R 之间通信链路的属性参数, 每一个 CSI 描述子载波的幅度与相位, 如式(1)所示:

$$H(f_k) = \|H(f_k)\| e^{j\angle H(f_k)} \quad (1)$$

其中, $H(f_k)$ 是 CSI 中心频率为 f_k 的 k 个子载波, j 为虚部, $\|H(f_k)\|$ 和 $\angle H(f_k)$ 分别代表其振幅和相位.

对式(1)使用傅里叶反变换, 得到时域的信道冲激响应:

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^N a_i e^{-j\theta_i} \delta(\tau - \tau_i) \quad (2)$$

其中, a_i, θ_i, τ_i 分别是第 i 条路径的振幅、相位和时延, N 是路径的总数, $\delta(\tau)$ 是狄拉克增量函数.

考虑信号在硬件电路、传输路径和其他因素的影响下会给信道冲激响应的原始波形引入额外的噪声^[18], 这些噪声可能会影响 LoS/NLoS 信号识别的结果. 信道估计方法大多是在频域中使用最小均方误差和最小二乘算法: 最小均方误差算法的性能好但复杂度高; 最小二乘算法的复杂度小, 但需要与不同的插值算法结合, 依赖相对较高的导频百分比, 并且容易受到噪声的影响^[19]. 由于信号在时域中具有最大信道长度和信道稀疏性的特点, 所以使用信道冲激响应去除噪声会得到更好的效果.

为了减轻噪声对信号分类的影响, 提高 LoS/NLoS 信号识别率, 本文在 Kang et al^[20] 的基础上提出一种使用 4 倍噪声方差阈值过滤信号的方法. 这是由于高斯分布设置为 1 倍方差时过滤的噪声占全部噪声的 0.6826, 设置为 2 倍方差时过滤的噪声占全部噪声的 0.9544, 设置为 3 倍方差时过滤的噪声占全部噪声的 0.9973, 设置大于等于 4 倍时过滤的噪声占全部噪声的 0.9999. 由于大于 4 倍方差时信号识别准确率没有明显提升, 但增加了算法复杂度, 综合考虑, 采用 4 倍噪声方差作为过滤噪声阈值. 和 Kang et al^[20] 的 2 倍估计噪声方差阈值相比, 4 倍方差能尽可能多地剔除噪声干扰, 获取更有效的信道抽头.

阈值表示为:

$$\lambda = 4 \cdot \sigma^2 \quad (3)$$

其中, σ^2 是估计噪声部分功率的方差.

3 峰均比特特征识别

无线信号从时域上观测时可以得到幅度不断变化的正弦波, 利用信号的峰值功率和平均功率可以得到信号的峰均比 (Peak to Average Ratio, PAR), 它可以表达信号的起伏程度, 一般也称为峰值因子. 峰均比的定义如式(4)所示:

$$C = \frac{X_{\max}}{\bar{X}} \quad (4)$$

其中, X_{\max} 是信号峰值功率, \bar{X} 是信号平均功率.

视距场景下占主导地位的是直接路径, 且直接路径在信道估计中是功率最强的路径^[21]. 非视距场景下的信号在经过障碍物时会产生不同程度的损耗, 导致信号的时延增加和功率衰减. 图 2 为信号在通过不同信道状态下的多路径接收功率, 其中过滤阈值的设置在第 2 节已详细说明.

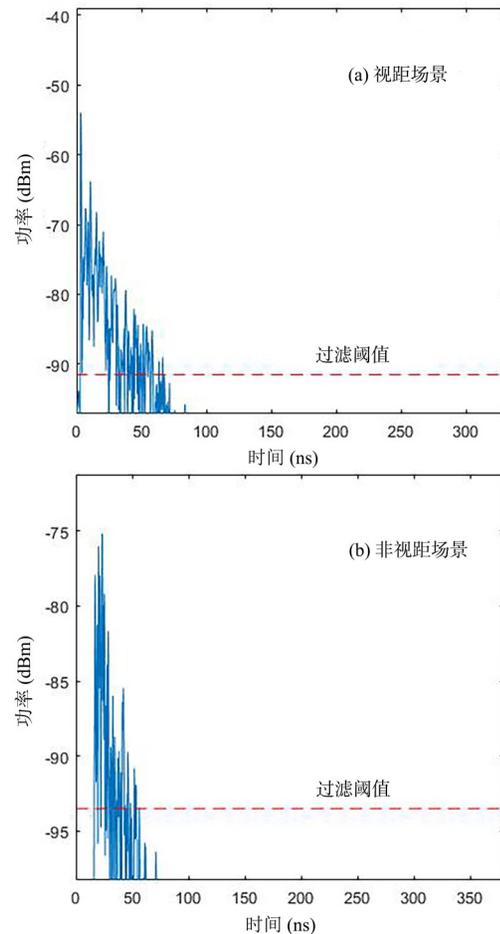


图 2 不同信道状态下的多路径功率

Fig. 2 Multipath power in different channel states

从图2a可以看出,视距场景下的第一条路径是直接路径,也就是功率最强路径,其他路径的功率略低是因为路径时延的增加导致传播距离变大,在传播过程中加剧了功率损耗.从图2b可以看出,非视距场景下的第一条路径不是最强路径,这是由于信号在传播过程中碰到人、物体、墙壁,信号被削弱或被阻挡,造成传播距离的增加和信号到达时间的大幅度延迟,导致路径功率整体偏低.由图2可知,不同信道状态下的信号起伏程度有明显区别.视距场景下由于存在直接路径,直接路径的功率损耗比其他路径更少,信号起伏程度较大;非视距场景下的不同路径之间的功率差别不大,起伏平缓.所以,峰均比可以作为区分不同信道状态的特征.

根据LoS与NLoS两种信号的峰均比分布不同,采用二元假设检验来判断当前信道是否为NLoS信道.给定峰均比特征 ξ ,两个假设 $p(\xi|LOS)$ 和 $p(\xi|NLOS)$ 的条件概率密度函数是一个带有似然比检验的经典决策理论:

$$\frac{p(\xi|LOS)}{p(\xi|NLOS)} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\gtrless}} \frac{P(NLOS)}{P(LOS)} \quad (5)$$

其中, H_0 表示LoS信号, H_1 表示NLoS信号. $P(LOS)$ 和 $P(NLOS)$ 分别代表LoS和NLoS信号的先验概率.

4 测量场景描述

实验场景是一个8 m×4 m的多人小型会议室,会议室配有桌子、椅子、电脑、其他木质和金属家具.测量带宽范围为2.4 G~5.4 GHz.发射机与接收机位置固定,采用Huber Suhner公司的全向天线,单收单发.测量过程中通过摆放在不同位置的天线收集LoS与NLoS信号:设置五个发射机位置,三个发射机在会议室内用于测量LoS场景下的信道状态信息,两个发射机在会议室外用于NLoS场景;接收天线的位置在会议室内,共88个.本次测量在稳定的静态环境下进行,测量对仪器设备的稳定性和准确性要求很高,发射天线与接收天线的位置由全站经纬仪测量,提供亚厘米区域的精度.使用Keysight5公司的P5008A型矢量网络分析仪测量数据,收发端在同一个设

备上.矢量网络分析仪通过笔记本控制测量的参数以及保存数据,通过USB数据线连接,得到每个测量值的快照.

图3所示为LoS和NLoS场景下,发射机与接收机在会议室内外的相对位置关系图.图4展示了真实的测量环境.

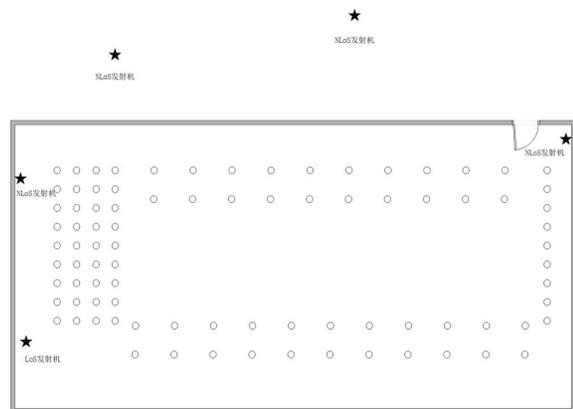


图3 实验场景

Fig. 3 Experimental scene



图4 测量的真实环境

Fig. 4 The the actual environment for measuring

5 计算仿真与分析

5.1 数据获取 如第4节所述,在稳定的静态环境下使用矢量网络分析仪来测量数据,并收集带

宽为 3 GHz 的信道状态参数. 一共有 584 个真实数据, 其中 LoS 信号 361 个, NLoS 信号 223 个. 将所有数据分成两个集合, 即训练集与测试集.

尽管 CSI 包含了信号通信链路的状态信息, 但由于环境噪声影响以及发射机与接收机之间缺乏时间和频率同步, 仍然需要对数据进行线性修正, 降低相位噪声和同步误差带来的前端效应.

5.2 算法仿真与性能分析 测试集中有 264 个 LoS 信号冲激响应, 141 个 NLoS 信号冲激响应, 得到信号的峰均比后, 使用似然比假设检验的方法来区分信道状态. 为了评估算法的有效性, 设立如下的评判指标, P_i 是 LoS 的识别准确概率, P_f 是 NLoS 识别准确的概率:

$$P_i = \frac{TL}{TL + FL} \quad (6)$$

$$P_f = \frac{TN}{TN + FN} \quad (7)$$

其中, TL 是定义为 LoS 信号并确定为 LoS 信号的数量, FL 是定义为 LoS 信号但被判为 NLoS 信号的数量, TN 是定义为 NLoS 信号并确定为 NLoS 信号的数量, FN 是定义为 NLoS 信号但被判为 LoS 信号的数量. 使用式(3)提到的噪声过滤方法对所有数据包进行过滤, 然后对训练集数据包进行多次训练得到区分 LoS/NLoS 信号峰均比特征的阈值. 使用该阈值对测试集进行测试. 图 5 所示为测试集中 LoS 与 NLoS 信号的峰均比, 可以看出 LoS/NLoS 信号具有明显的区分度.

均方根延迟扩展、峰度与莱斯 k 因子是被广泛应用于识别 LoS/NLoS 信号的特征. 均方根延

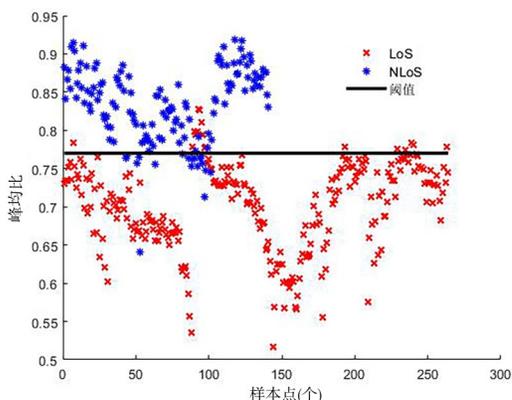


图 5 LoS/NLoS 条件下的 CIR 统计峰均比特征
Fig. 5 CIR statistics PAR characteristics under NLoS/LoS condition

迟扩展表征了多径信道的延迟信息, 峰度代表信号能量分布的集中程度, 莱斯 k 因子与 LoS 信号的直接路径有联系. 但由于目前主要的莱斯 k 因子计算方法均要求收发天线发生空间位移, 即要求一段时空测量序列, 而本文中的测量为静态测量, 因此在此场景中莱斯 k 因子无法通过矩量法等方式计算得出. 故本文选取均方根延迟扩展、峰度作为特征进行分析并与峰均比特征比较性能差异, 图 6 为 LoS/NLoS 条件下的 CIR 统计特征.

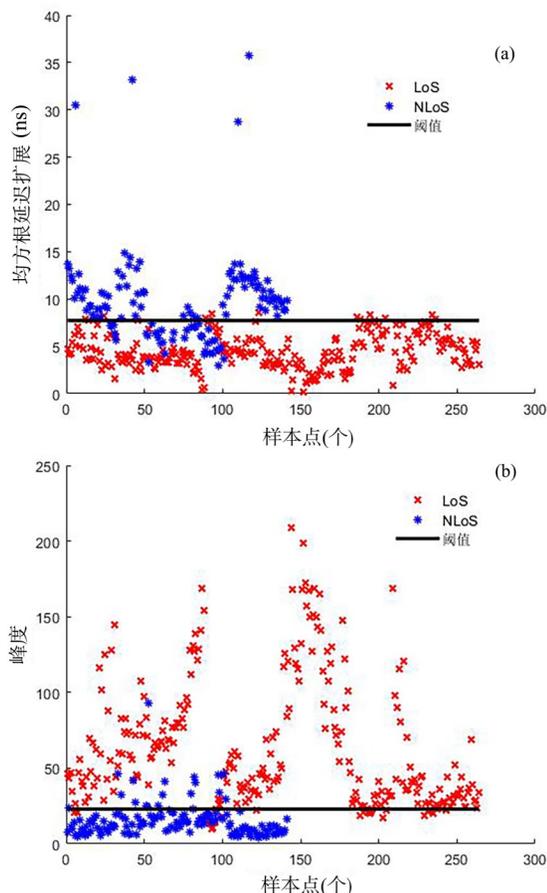


图 6 LoS/NLoS 条件下的 CIR 统计特征
Fig. 6 CIR statistical characteristics under LoS/NLoS conditions

图 7 描述了基于 LiFi (LoS Identification Scheme with Commodity WiFi, LiFi) 对比模型下不同特征的识别结果. LiFi 对比模型利用 CIR 样本中两个不同维度的特征分别构建直角坐标系的横、纵坐标轴, 然后在假设检验方法中利用训练得到的分区阈值识别 LoS 信号^[22]. 图 7a 描述了峰均比特征与均方根延迟扩展特征结合的识别结果,

图 7b 描述了峰均比特征与峰度特征结合的识别结果. 从图 7 可以看出散点分布近似某种曲线, 故认为峰均比特征与均方根延迟扩展、峰度特征之间存在一定相关性.

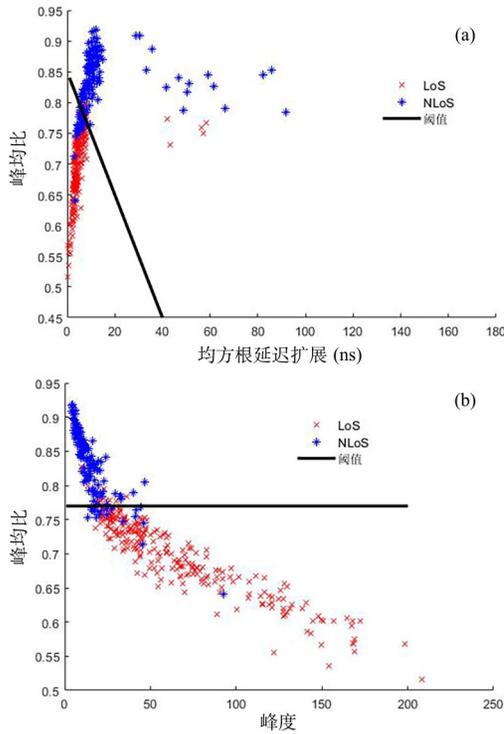


图 7 基于 LiFi 对比模型下不同特征的识别算法

Fig. 7 Different feature identification algorithm based on LiFi comparison model

从图 5、图 6 和图 7 可以看出, 每种方法的区分结果都存在误差, 这是由于 LoS 和 NLoS 信号的传播环境不一样, 从而对信道特征产生了不同的影响. 鉴于信道传播的随机性, 有些被采用来做 NLoS 信号识别的信道特征在 LoS 和 NLoS 环境下并不具有典型统计特征, 即存在一定的虚警率. 比如在 LoS 情况下, LoS 主路径受环境影响功率较弱, 从而造成信道特征和 NLoS 传播情况下的特征不具有典型差异性.

整理图 5、图 6 和图 7 的结果, 得到的表 1 比较了不同特征识别结果与本文提出的峰均比特征的分类性能 (如表中黑体字所示). 由表可知, 峰均比特征的 LoS 信号识别率为 93.56%, 比峰度特征的 90.91% 高 2.65%, 比均方根延迟扩展的 89.77% 高 3.79%; 峰均比特征的 NLoS 信号识

表 1 不同特征的性能分析

Table 1 Performance analysis of different characteristics

| 识别方法 | P_t | P_f |
|-----------------------|---------------|---------------|
| 均方根延迟扩展 | 89.77% | 73.76% |
| 峰度 | 90.91% | 86.52% |
| 峰均比 | 93.56% | 87.23% |
| LiFi 模型下峰均比与均方根延迟扩展结合 | 92.37% | 82.27% |
| LiFi 模型下峰均比与峰度结合 | 93.56% | 87.23% |

别率为 87.23%, 比峰度特征的 86.52% 高 0.71%, 比均方根延迟扩展的 73.76% 高 13.47%; 而峰均比与均方根延迟扩展和峰度特征结合, 由于存在一定的相关性, 所以性能变化不明显. 其中, 峰均比与峰度特征结合使 NLoS 识别率和峰均比 NLoS 识别率相同, 说明两种特征中没有彼此可以利用的有效信息, 导致结合后的 NLoS 识别率与峰均比 NLoS 识别率都一样. 综上所述, 使用峰均比特征判断信道状态能够有效地提高识别准确率.

对信号进行识别完成后, 本文选取路径损耗模型与最小二乘算法进行定位. 首先分别建立 LoS 与 NLoS 信号的路径损耗模型; 之后把在第 4 节场景中测量的数据分为四组: 已知信号类型分别为 LoS/NLoS 信号、未知信号经过峰均比特征判定为 LoS/NLoS 信号、未知信号经过峰度特征判定为 LoS/NLoS 信号、未知信号全部假定为 LoS 信号; 再将四组信号带入对应的路径损耗模型中预测距离; 最后使用最小二乘算法定位. 四组信号的定位效果如图 8 所示.

从图 8 可以看出, 当不对信号进行识别, 全部认定为 LoS 信号时, 定位误差最大. 当使用特征对信号识别后, 定位误差明显比全部认定为 LoS 信号的定位误差小, 说明对信号进行识别能够有效降低定位误差. 还可以看出峰均比特征识别后定位误差小于峰度特征识别的定位误差, 说明峰均比特征的识别准确率高.

6 结论

在室内定位系统中, 影响定位精度的主要原因是 NLoS 传播, 所以识别 NLoS 信号是提高定位精度的主要方法. 本文提出一种新的 NLoS 识

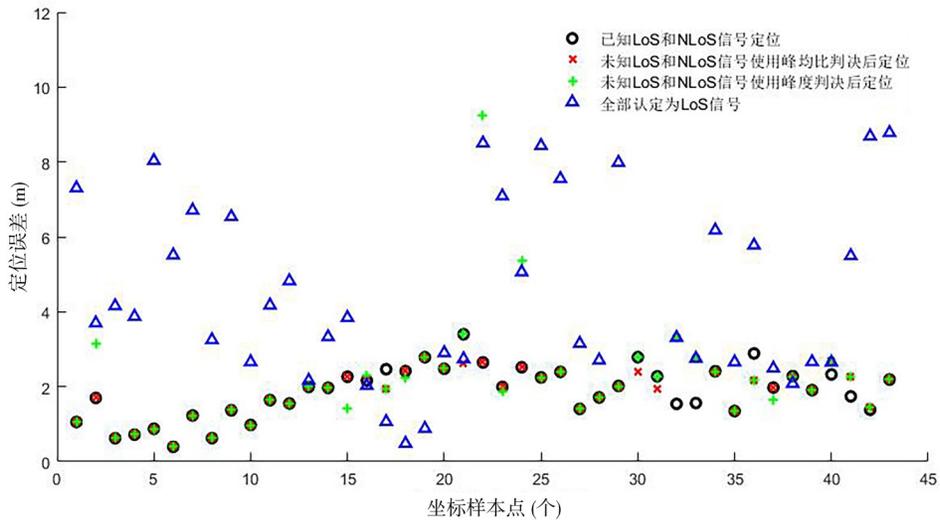


图 8 信号识别前后定位效果对比图

Fig. 8 Comparison chart of positioning effect before and after signal recognition

别算法,利用的是峰均比特征的统计特性.实验结果表明,与现有的识别特征相比,使用该特征判断信道状态能在一定程度上提高识别准确率,且具有识别过程简单、计算复杂度低、运行时间短等优点.本文还研究了识别算法对定位精度的影响,结果表明该算法能有效提高定位精度,具有一定的应用前景.后续工作将使用深度学习算法寻找更多识别 LoS/NLoS 信号的特征,然后进行特征组合使识别准确率高于单一特征,再对识别出的 NLoS 信号进行缓解,达到提高定位精度的目的.

参考文献

[1] Hu B Y, Tian H, Fan S S. Millimeter wave LoS/NLoS identification and localization via mean-shift clustering//2019 IEEE 30th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Istanbul, Turkey: IEEE, 2019: 1-7.

[2] Yu K G, Wen K, Li Y B, et al. A novel NLoS mitigation algorithm for UWB localization in harsh indoor environments. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 686-699.

[3] Fan J C, Awan A S. Non-line-of-sight identification based on unsupervised machine learning in ultra wideband systems. IEEE Access, 2019(7): 32464-32471.

[4] Zhang S G, Yang C W, Jiang D M, et al. Nothing blocks me: Precise and real-time LoS/NLoS path recognition in RFID systems. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 5814-5824.

[5] Schroeder J, Galler S, Kyamakya K, et al. NLoS detection algorithms for Ultra-Wideband localization//2007 4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication. Hannover, Germany: IEEE, 2007: 159-166.

[6] Zeng Z Q, Liu S, Wang L. NLoS identification for UWB based on channel impulse response//2018 12th International Conference on Signal Processing and Communication Systems. Cairns, Australia: IEEE, 2018: 1-6.

[7] Tuchler M, Huber A. An improved algorithm for UWB-bases positioning in a multi-path environment//Proceedings of 2006 International Zurich Seminar on Communications. Zurich, Switzerland: IEEE, 2006: 206-209.

[8] Xiao F, Guo Z X, Zhu H, et al. AmpN: Real-time LoS/NLoS identification with WiFi//2017 IEEE International Conference on Communications. Paris, France: IEEE, 2017: 1-7.

[9] Miao Z M, Zhao L W, Yuan W W, et al. Application of one-class classification in NLoS identification of UWB positioning//International Conference on Information System and Artificial Intelligence. Hong Kong, China: IEEE, 2016: 318-322.

- [10] Wang F, Xu Z, Zhi R X, et al. LOS/NLOS channel identification technology based on CNN//2019 6th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science. Hanoi, Vietnam: IEEE, 2019: 200–203.
- [11] 张浩, 梁晓林, 吕婷婷, 等. 一种新颖的基于偏度的非视距区分算法. 电讯技术, 2015, 55(5): 484–490. (Zhang H, Liang X L, Lyu T T, et al. A novel non-line-of-sight identification algorithm based on skewness. Telecommunication Engineering, 2015, 55(5): 484–490.)
- [12] Zheng Q B, He R S, Ai B, et al. Channel non-line-of-sight identification based on convolutional neural networks. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(9): 1500–1504.
- [13] Huang C, Molisch A F, He R S, et al. Machine learning-enabled LoS/NLoS identification for MIMO systems in dynamic environments. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(6): 3643–3657.
- [14] 张旭, 姜苏英, 杨汨, 等. 两种隧道场景下车对车无线信道衰落特性的测量与分析. 电波科学学报, 2021, 36(3): 443–452. (Zhang X, Jiang S Y, Yang M, et al. Measurement and analysis of fading characteristics of V2V propagation channel in two tunnels. Chinese Journal of Radio Science, 2021, 36(3): 443–452.)
- [15] Choi J S, Lee W H, Lee J H, et al. Deep learning based NLoS identification with commodity WLAN devices. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 67(4): 3295–3303.
- [16] Xiong C, Li X, Yuan R, et al. Identification and mitigation of NLOS based on channel state information for indoor WiFi localization//2015 International Conference on Wireless Communications & Signal Processing. Nanjing, China: IEEE, 2015: 1–5.
- [17] 贾鸣华, 张兴敢. 高速无线通信高阶多普勒谱估计方法. 南京大学学报(自然科学), 2016, 52(6): 1121–1126. (Jia M H, Zhang X G. Method of high order Doppler frequency shift estimation for high-speed wireless communication. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2016, 52(6): 1121–1126.)
- [18] Jiang C H, Chen S, Chen Y W, et al. An UWB channel impulse response de-noising method for NLoS/LoS classification boosting. IEEE Communications Letters, 2020, 24(11): 2513–2517.
- [19] Xie H, Andrieux G, Wang Y D, et al. Efficient time domain threshold for sparse channel estimation in OFDM system. AEU - International Journal of Electronics and Communications, 2014, 68(4): 277–281.
- [20] Kang Y, Kim K, Park H. Efficient DFT-based channel estimation for OFDM systems on multipath channels. IET Communications, 2007, 1(2): 197–202.
- [21] Mantoro T, Ayu M A, Nugroho M R. NLoS and LoS of the 28 GHz bands millimeter-wave in 5G cellular networks//2017 International Conference on Computing, Engineering, and Design. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2017: 1–5.
- [22] Zhou Z M, Yang Z, Wu C S, et al. WiFi-based indoor line-of-sight identification. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(11): 6125–6136.

(责任编辑 杨可盛)