

一种基于 LoRa 的动态识别和楼层判定方法*

韩一石, 曾祥威, 李 贤, 陈佳瀚, 洪远霖

(广东工业大学 信息工程学院, 广东 广州 510006)

摘要: 针对室内三维定位中垂直方向的楼层判定算法复杂度高、准确率低等问题, 提出一种基于 LoRa 的动态识别和楼层判定方法。首先, 在楼宇内按需部署纵向定位设备; 然后, 建立室内各层楼梯口的 LoRa 信号指纹库, 划定对应不同楼层信号强度特征的判定阈值; 最后结合 LoRa-RSSI 动态识别和楼层判定方法, 捕捉室内动态下无线信号强度的实时变化, 实现上下楼活动动态识别, 提高楼层判定的准确率。实验结果表明, 方法识别判定准确率达 97.9%, 实现简单, 不受外界环境影响, 可快速按需部署。结合室内二维定位技术, 提供了一种新的室内人、物三维定位方法和思路。

关键词: 楼层判定; 动态识别; LoRa; RSSI; 快速部署

中图分类号: TN99

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.211349

中文引用格式: 韩一石, 曾祥威, 李贤, 等. 一种基于 LoRa 的动态识别和楼层判定方法[J]. 电子技术应用, 2021, 47(8): 81-86.

英文引用格式: Han Yishi, Zeng Xiangwei, Li Xian, et al. A dynamic identification and floor determination method based on LoRa[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(8): 81-86.

A dynamic identification and floor determination method based on LoRa

Han Yishi, Zeng Xiangwei, Li Xian, Chen Jiahuan, Hong Yuanlin

(School of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Aiming at the problems of high complexity and low accuracy of vertical floor determination algorithm in indoor three-dimensional positioning, this paper proposes a dynamic identification and floor determination method based on LoRa. First of all, this article on-demand deploys vertical positioning equipment within the building. And then, it sets up the indoor stairs LoRa signals in each layer fingerprint and draws corresponding to the different characteristics of signal strength floor for determining threshold. Finally, by combining with LoRa-RSSI dynamic identification and determination methods, it captures real-time change of indoor wireless signal strength in dynamic condition, achieves dynamic identification of up and down the stairs, and enhances the accuracy in floor to judge. The experimental results show that the recognition accuracy of this method reaches 97.9%, and it is simple to implement and less affected by the external environment, which could be deployed quickly on demand. Combined with the indoor two-dimensional positioning technology, this method provides a new method and idea for indoor three-dimensional positioning of people and objects.

Key words: floor determination; dynamic identification; LoRa; RSSI; rapid deployment

0 引言

针对室内定位技术研究, 近年来中外学者提出了多种定位方法, 例如基于 ZigBee、超声波、红外线、RFID、蓝牙、无线局域网、超宽带(Ultra-Wideband, UWB)、可见光通信、计算机视觉、地磁等技术研究, 这些定位算法普遍聚焦于二维平面的定位^[1-3], 对三维楼层识别的关注度相对较少^[4], 难以应对当前建筑环境下室内三维定位需求。精准的楼层识别可以减少空间搜索域并提高本地化

准确性, 在紧急情况下, 准确的楼层信息对救援人员至关重要, 可提供有效的紧急服务。

针对室内楼层定位问题, 目前所提出的解决方案大多是基于 Wi-Fi 信号衰减判别^[5-6]和气压差分技术^[7-8]等。文献[9]通过 Wi-Fi 信号指纹匹配实现楼层识别, 离线阶段将不同楼层的 AP(Access Point)地址和信号范围作为指纹建立指纹库, 在线阶段扫描 AP 信息与指纹库匹配识别楼层, 识别准确率有 96%; 文献[10]针对指纹库作出改进, 在线阶段基于 KNN(K-Nearest-Neighbor)算法进行楼层识别, 识别准确率优于 96%, 但文献[9]-[10]的楼层识别方法在动态活动下识别准确率仅为 88%。文

* 基金项目: 国家自然科学基金(61471130); 广东省重点领域研发计划(2019B010138004)

献[11]提出在建筑物顶层与底层安设 AP,将不同楼层中两个 AP 的信号差作为识别依据,接收来自不同楼层信号,识别准确率为 95%,但 Wi-Fi 等近距离通信技术存在通信距离短的劣势,若想实现室内信号全覆盖则设备成本较高。文献[12]–[13]通过上下楼活动识别记录上下楼的气压差分计算高度,但特殊情况下(如发生火灾时)室内气压不稳定,鲁棒性较差。文献[14]提出一种基于贝叶斯网络的楼层定位方法,利用贝叶斯网络融合扩展卡尔曼滤波算法^[15]对惯性传感器数据和气压计数据进行融合推测行人在某一层的概率,准确率达 99.3%,但该方法中的算法相当复杂,且须穿戴多种传感器,设备成本高且增加了穿戴人员的负重。

针对以上文献存在的问题,本文提出一种更易实现的、精度高的、基于 LoRa-RSSI(Received Signal Strength Indication,接收信号强度指示)的动态识别和楼层判定方法。近年来 LoRa 技术在室内定位中有了许多应用^[16]。LoRa-RSSI 楼层判定方法通过在各层楼梯口建立 LoRa 离线信号指纹库,区分不同楼层信号强度特征划分判定阈值,该阈值对应各楼层信号强度关键特征值,捕捉物体室内活动时无线信号接收强度的实时变化,最后实现上下楼活动快速精准的动态识别和楼层判定,解决了室内三维定位中垂直方向的楼层判定算法复杂度高、准确率低、易受外界环境影响等问题。

1 楼层判定方法

1.1 LoRa 信号指纹库建立

用于衡量定位性能的指标有定位规模、功耗、鲁棒性、实时性、部署成本等,常见的几种指纹技术指标比较如表 1 所示。

表 1 几种指纹技术指标比较

指纹技术	覆盖规模	功耗	鲁棒性	实时性	部署成本	免频段
Wi-Fi	100 m	高	好	强	很高	--
ZigBee	100 m	低	好	较强	高	是
UWB	10 m	高	好	较强	高	否
NB-IoT	1 km	低	好	较强	低	否
LoRa	1~3 km	低	好	较强	低	是

楼层判定常见场景的设备部署面积往往较大,信号衰减快,所以最佳指纹技术需同时考虑覆盖规模、鲁棒性、实时性和部署成本等。综合表 1 信号指纹技术对比,LoRa 通信功耗低,定位规模大,部署成本更低,处于免频段,满足大小型室内楼层判定的正常需求,因此 LoRa 更适合用于大型室内信号指纹库技术。

LoRa 指纹库建立如图 1 所示。信号指纹法包含离线和在线两个阶段。其中,离线阶段采用仿射传播聚类算法对采集的 RSSI 指纹数据进行聚类,并将每个聚类确定为一个子数据库;在线阶段则将采集的待定位点处 RSSI 数据与每个子数据库的聚类中心进行匹配,选择最优匹配子数据库用于楼层识别,由此建立各楼层楼梯口的判

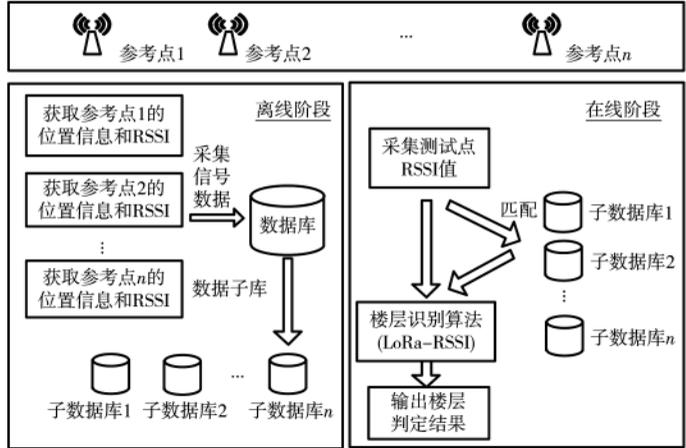


图 1 LoRa 指纹库建立及楼层判定流程图

定阈值指纹库,最后结合 LoRa-RSSI 动态识别和楼层判定算法,获得楼层判定结果。

此外,在实际研究中了解到,人员室内动态活动状态下室内所测得的 RSSI 值存在抖动性,需对 LoRa 信号指纹数据库进行去噪处理,主要通过遍历 RSSI 数据聚类后的每个子数据库,对每个数据点进行相对密度的离群点检测^[17],当某数据点对应的离群系数大于给定门限时,则判定为离群点,从而达到去噪效果。

1.2 LoRa-RSSI 动态识别和楼层判定算法

图 2 为本文提出的 LoRa-RSSI 动态识别和楼层判定算法判定流程图。

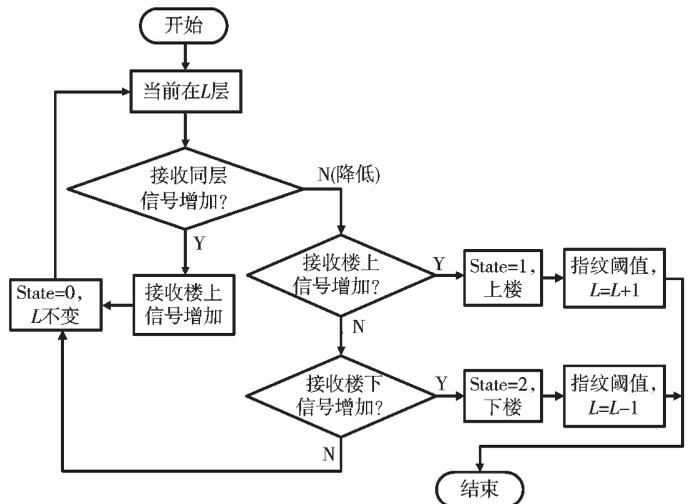


图 2 LoRa-RSSI 动态识别楼层判定算法

以图 3 作为楼层判定的基本模型对图 2 算法做详细的说明。在每层楼梯口处放置 LoRa 信号发送节点,人员在室内水平或上下楼活动时接收来自不同楼层的 RSSI。各层楼梯口建立离线信号指纹库划分判定阈值。假设人员当前在 L2,分别接收 L1_{RSSI}(L1 的 RSSI)、L2_{RSSI}(L2 的 RSSI)和 L3_{RSSI}(L3 的 RSSI)。若接收到 L2_{RSSI}和 L3_{RSSI}均在不断增强,可判断此时人员仍在 L2,正靠近楼梯口;若

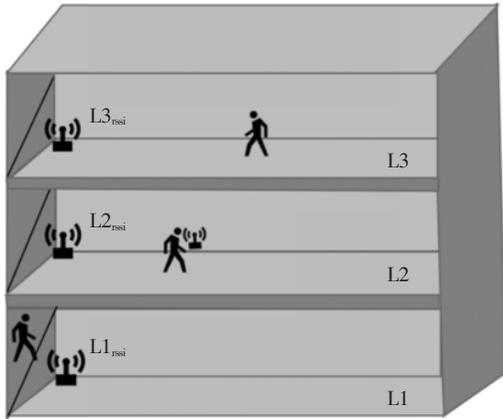


图3 楼层判定基本模型

接收到的 $L2_{rssi}$ 和 $L3_{rssi}$ 均在不断减弱,可判断此时仍在 L2,正远离楼梯口;若接收到 $L2_{rssi}$ 不断减弱,而 $L3_{rssi}$ 不断增强,可判断正在上楼,当达到 L3 判定阈值时,可判定抵达 L3;若接收到 $L2_{rssi}$ 不断减弱,而 $L1_{rssi}$ 不断增强,可判断正在上楼,当达到 L1 判定阈值时,可判定抵达 L1,其他情况同理。

2 实验验证分析

2.1 实验设备

实验设备发送接收节点结构如图4所示,实物连接如图5所示。实验发送和接收节点均采用 Arduino 开发板作为 MCU。无线通信模块采用 SX1278-LoRa 扩频芯片,天线是 433 MHz 弹簧天线,UAST/USB 串口用于代码录入。另外,接收端主板以 I²C 通信方式接入一个 LCD 显示屏,可显示当前楼层。

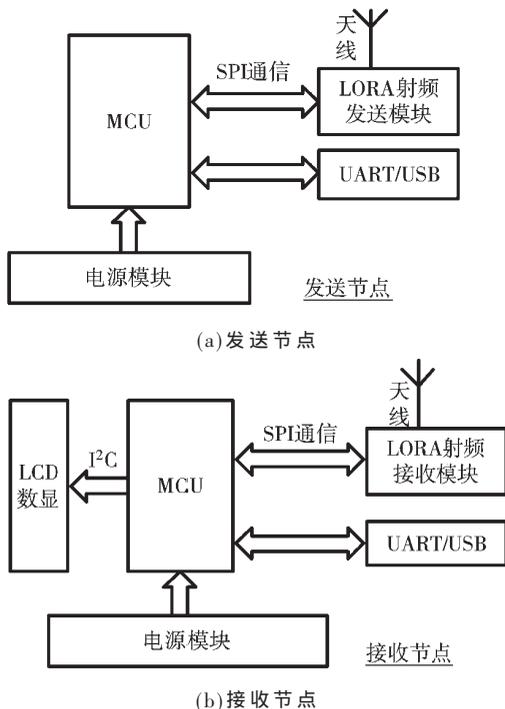
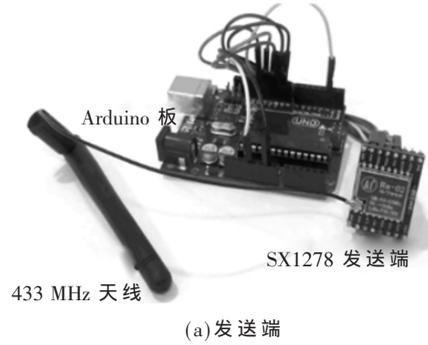
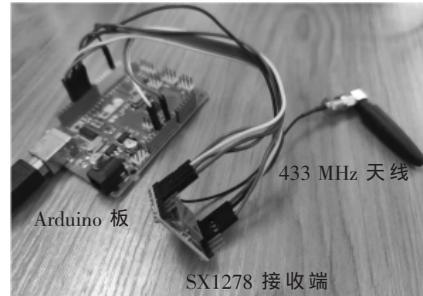


图4 发送/接收节点结构图



(a)发送端



(b)接收端

图5 实物连接图

LoRa 信号实时监测自组网节点设计如图6所示。首先开启 LoRa 接收指令后产生入网随机时间延时,随后判断无线是否入网,入网后获取数据包发送时长和节点

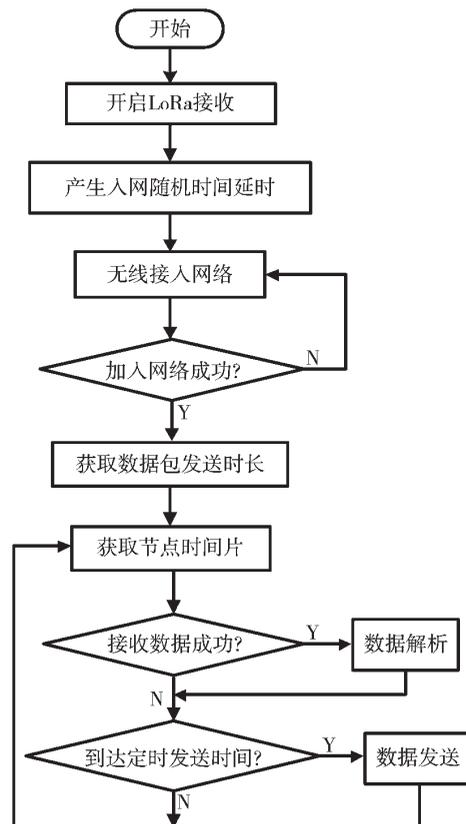


图6 RSSI 监测系统自组网节点设计

时间片,然后判断信号数据是否接收成功,若未接收成功判断是否达到定时数据发送时间,当数据接收完成,解析数据。

2.2 实验环境

不同楼宇对信号造成的衰减影响不同,为验证方法的精准度,实验分别选择 Build-I、Build-II 进行分析,如图 7 所示。其中,Build-I 建筑面积 S 为 $30 \times 100 \text{ m}^2$,层高 H 为 3 m,楼板厚度 T 为 150 mm;Build-II 建筑面积 S 为 $50 \times 150 \text{ m}^2$,每层高度 H 为 4 m,楼板厚度 T 为 200 mm。在 Build-I 和 Build-II 1~4 层楼梯口处各放置一个 LoRa 信号发送端,设置波特率为 9 600 b/s,接收端不断监测来自发送端的信号强度。实验者携信号接收器,分别模拟同层远离楼梯口、同层靠近楼梯口、上一层楼、下一层楼、跨多层楼等多组实验,每组各进行 100 次实验,共 1 000 组实验。

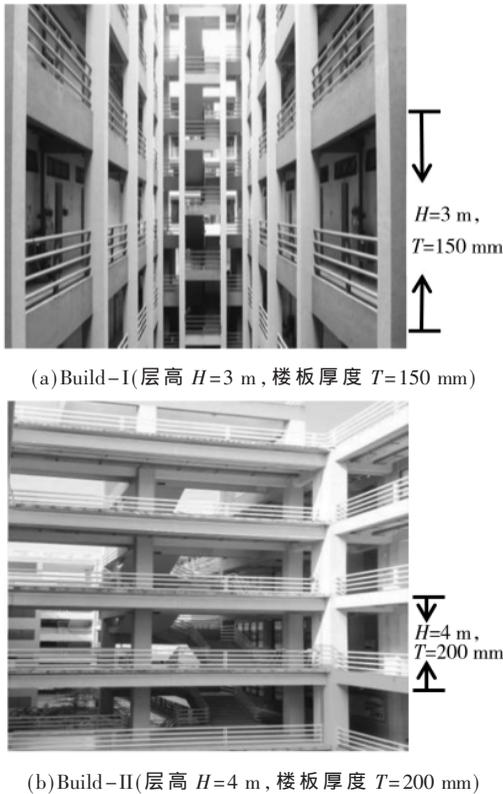


图 7 实验环境

2.3 判定阈值测定

建立判定阈值指纹库用于判定楼层,去噪后得指纹库值作为楼层判定算法中的判定阈值库。根据阈值指纹库建立的流程分别建立 Build-I、Build-II 各为 4 层的楼梯口的判定阈值区间,图 8 为 Build-I 各层楼梯口的判定阈值,图 9 为 Build-II 各层楼梯口的判定阈值(F1~F4: 第 1 层~第 4 层),其中 X 、 Y 轴表示平面坐标, Z 轴表示坐标对应信号强度。

由图 8、图 9 可得,不同楼宇的不同楼层指纹库阈值

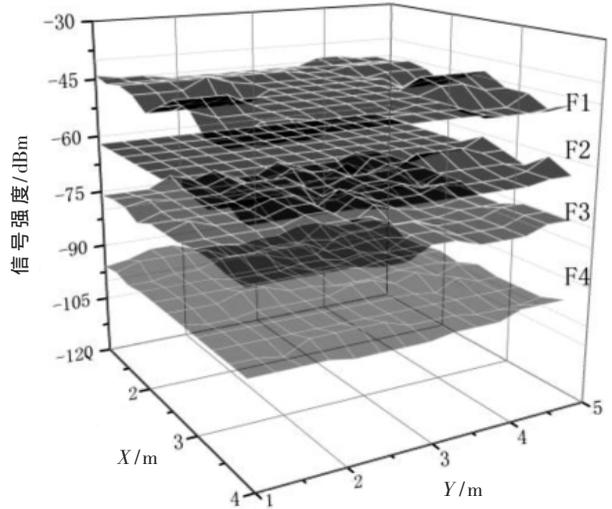


图 8 Build-I 阈值指纹库

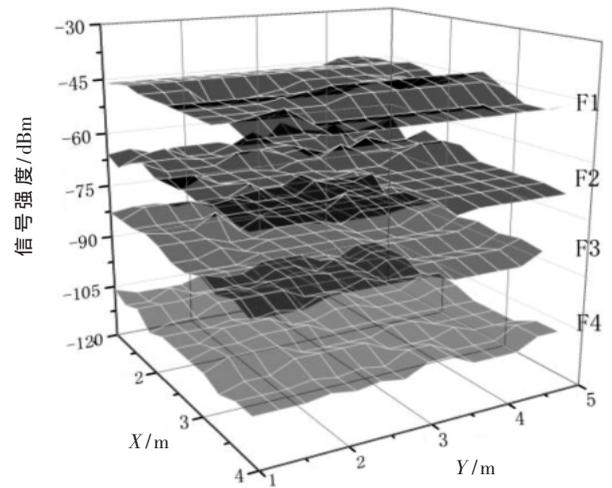


图 9 Build-II 阈值指纹库

数据呈现信号递减的特征,Build-I 中 F1~F4 楼梯口的信号阈值均值分别为 45 dBm、63 dBm、78 dBm、100 dBm, Build-I 每层楼递减信号强度幅度约为 18 dBm; Build-II 中 F1~F4 的楼梯口的信号阈值均值分别为 46 dBm、70 dBm、92 dBm、110 dBm, Build-II 每层楼递减信号强度幅度约为 23 dBm。已知 RSSI 测距公式^[18],分析如下:

$$d = 10^{(RSSI - A) / (10n)} \tag{1}$$

其中, d 为距离,单位是 m; RSSI 为信号强度; A 为距离信号源 1 m 时 RSSI 值绝对值,最佳范围在 45~49 之间; n 为环境衰减因子,最佳范围在 3.25~4.5 之间。根据式(1),在垂直方向上相应高度的理论值与本文的实际测量值相符,证明了该判定阈值具有可行性。Build-I 与 Build-II 的建筑面积(S)、层高(H)、楼板厚度(T)等建筑结构不同,是导致两组实验楼层判定准确率有所差异的主要原因。

2.4 验证分析

分析表面,人员在 Build-I 正常行走状态下,上一层

楼时间约需 12 s,下一层楼约 10 s;Build-II 上一层楼约需 15 s,下一层楼约 12 s。以 Build-II 室内定位($H=4\text{ m}$)为例,设定 IDE 程序中 $\text{delay}=400$,即每 0.4 s 接收端接收一次信号强度(单位: dBm),上楼时信号强度变化趋势如图 10 所示,图中上楼时,信号接收节点接收到来自同层的信号不断减弱,接收到 $L+1$ 层的信号不断增强,实际信号变化趋势符合理论变化值。下楼时信号强度变化趋势如图 11 所示。结合判定阈值,最终通过实验获得的 Build-I、Build-II 楼层判定准确率如表 2 所示。

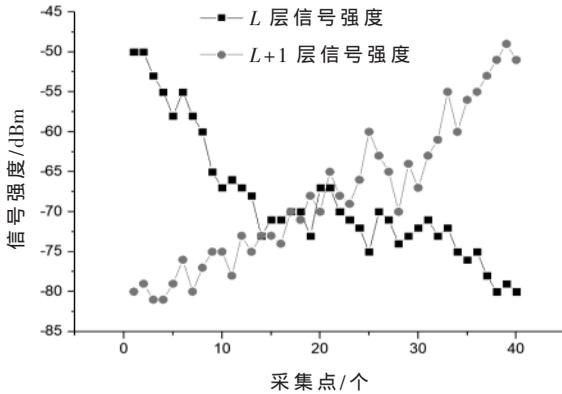


图 10 行走上楼信号变化(Build-II)

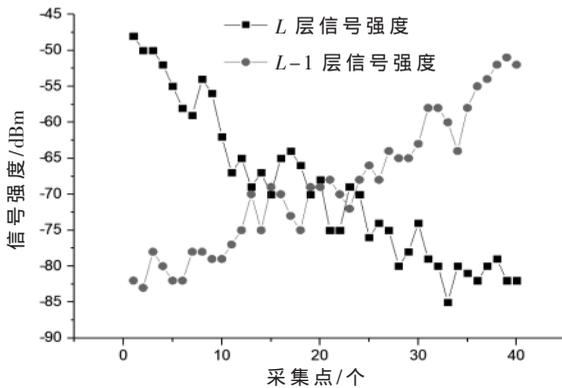


图 11 行走下楼信号变化(Build-II)

表 2 行走状态实验组

实验次数	判定成功率 (Build-I)/%	判定成功率 (Build-II)/%
远离楼梯口	100	100
靠近楼梯口	100	100
上一层楼	100	98
下一层楼	100	97
跨多层楼	200	94

由表 2 可得,正常行走状态 Build-I 组平均准确率达 98.3%,Build-II 组平均准确率达 98.1%。

另外,考虑到特殊情况下(例如发生火灾警情)出警人员速度较快,实验研究跑步状态楼层判断分析,其中 Build-I 上一层楼约 6 s,下一层楼约 5 s;Build-II 上一层楼约需 7 s,下一层楼约 5 s。这里,仍以 Build-II 为例,

设定 IDE 中的程序中 $\text{delay}=200$,即每 0.2 s 接收端接收一次信号强度,跑步上楼信号强度变化趋势如图 12 所示,跑步下楼信号强度变化趋势图 13 所示。结合判定阈值,最终通过实验获得的楼层判定准确率如表 3 所示。

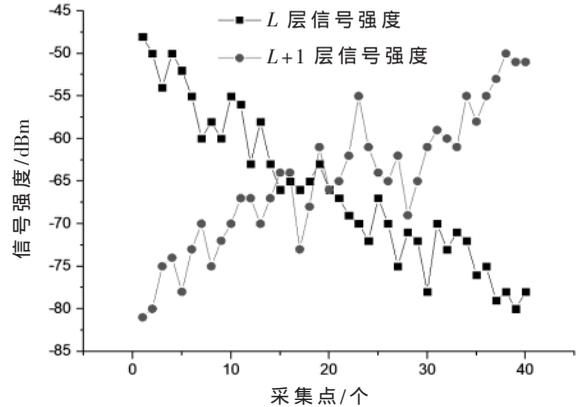


图 12 跑步上楼信号变化(Build-II)

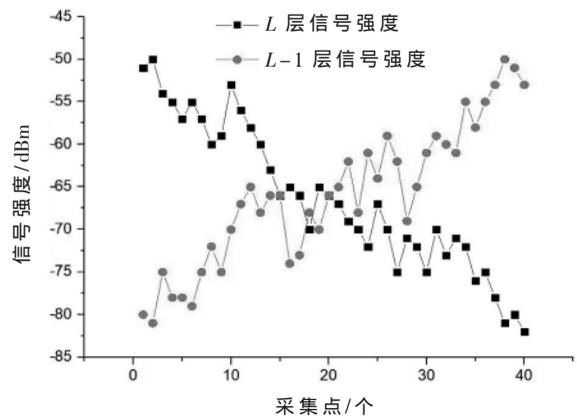


图 13 跑步下楼信号变化(Build-II)

表 3 跑步状态实验组

实验次数	判定成功率 (Build-I)/%	判定成功率 (Build-II)/%
远离楼梯口	100	100
靠近楼梯口	100	100
上一层楼	100	99
下一层楼	100	99
跨多层楼	200	96

由表 3 可得,跑步状态下 Build-I 组平均准确率达 97.4%,Build-II 组的平均准确率达 97.8%。实验结果表明,基于无线信号强度值在动态活动下能实现高准确率的楼层判定,且跑步和行走状态下均能保持较高的准确率,在 1 000 组实验中,平均判定准确率为 97.9%。分析发现,存在少量误判的主要原因是:跨多层时建筑物障碍物增多,尤其是在室内人员快速移动情况下,信号强度稳定度下降。此外还包括设备自身偶然误差等因素造成。

将本文的楼层识别方法与文献[9]-[14]中其他方法

进行对比,结果统计如表4所示。可见,LoRa-RSSI楼层识别方法准确率高于指纹匹配KNN算法、指纹匹配差分手机及基站气压法、信号气压混合法,但低于贝叶斯网络法。由文献[14]知道,贝叶斯网络法算法复杂度过高,且测试人员需佩戴多种可穿戴式传感器设备,不适合普通大众场合及人员密集情况。

表4 识别方法结果对比

楼层识别方法	准确率/%	算法复杂度	易部署度	干扰因素
指纹匹配 ^[9]	92.5	低	好	少
KNN算法指纹匹配 ^[10]	96	中	中	少
差分手机基站气压法 ^[11]	95	中	中	多
信号气压混合法 ^[12]	97	中	差	多
贝叶斯网络 ^[14]	99.3	高	差	多
LoRa-RSSI	97.9	低	好	少

3 结论

本文提出一种基于LoRa信号的楼层判定方法,该方法基于LoRa传输距离远和穿透性强的特点,建立离线信号指纹库测得判定阈值,然后结合楼层判定动态识别算法,实现物体室内上下楼活动的动态识别和楼层判定。实验结果表明,基于LoRa-RSSI的楼层判定方法可通过实时追踪信号强度值变化实现动态识别和楼层判定,识别判定准确率高,算法复杂度低,且不受外界环境场合影响,可快速按需部署。此外,将本方法与成熟的室内二维定位技术结合,可简单实现人、物的快速室内三维定位,为室内三维定位技术提供了一种新的方法与思路。

参考文献

- [1] 苗青,李敬能.室内定位的发展与应用[J].中国新通信,2019,21(14):83.
- [2] 刘旭明,王伟.基于遗传算法优化的支持向量回归的室内定位算法[J].科学技术与工程,2019,19(2):114-119.
- [3] RIZZI M, FERRARI P, FLAMMINI A, et al. Using Lora for industrial wireless networks[C]//International Workshop on Factory Communication Systems. IEEE, 2017: 1-4.
- [4] 俞敏杰,易平,关汉男.基于快速部署的室内多楼层定位算法研究[J].计算机工程,2014,40(9):23-26.
- [5] 卢彦霖,章志明,邓建刚,等.气压计融合WiFi楼层定位算法[J].传感器与微系统,2018,37(9):145-147,154.
- [6] ZHAO F, LUO H, ZHAO X, et al. HYFI: hybrid floor identification based on wireless fingerprinting and barometric

pressure[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, 13: Tn-15-0256.

- [7] KAEMARUNGS K, KRISHNAMURTHY P. Properties of indoor received signal strength for WLAN location fingerprinting[C]//International Conference on Mobile & Ubiquitous Systems: Networking & Services. IEEE, 2004: 14-23.
- [8] LI B, HARVEY B, GALLAGHER T. Using barometers to determine the height for indoor positioning[C]//International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation. IEEE, 2014.
- [9] 邓中亮,王文杰,徐连明.一种基于K-means算法的WLAN室内定位楼层判别方法[J].软件,2012,33(12):114-117.
- [10] 艾浩军,李泰舟,王琦璠.Wi-Fi指纹定位中的楼层辨识方法研究[J].武汉理工大学学报(信息与管理工程版),2015(3):269-273.
- [11] RUAN C, YU M, HE X N, et al. An indoor floor positioning method based on smartphone's barometer[C]//Ubiquitous Positioning In-door Navigation & Location Based Service. New York: IEEE, 2010: 1-4.
- [12] 司明豪.基于Wi-Fi/气压计组合的楼层定位[J].科学技术与工程,2019,19(33):236-243.
- [13] 张润轩.基于WiFi的室内三维定位技术研究[D].南京:南京邮电大学,2018.
- [14] 张榜,朱金鑫,徐正蓓,等.基于贝叶斯网络的楼层定位算法[J].计算机应用,2019,39(8):2468-2474.
- [15] LI Q, LI R, JI K, et al. Kalman filter and its application[C]//2015 8th International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems(ICINIS), Tianjin, 2015: 74-77, DOI: 10.1109/ICINIS.2015.35.
- [16] 唐周益丹,姜宁康.基于LoRa的长距离室内定位的研究[J].计算机应用与软件,2018,35(4):148-154,219.
- [17] 胡彩平,秦小麟.一种基于密度的局部离群点检测算法DLOF[J].计算机研究与发展,2010,47(12):2111-2116.
- [18] YAO Y, HAN Q, XU X, et al. A RSSI-based distributed weighted search localization algorithm for WSNs[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 2015(4): 39.

(收稿日期:2021-01-29)

作者简介:

韩一石(1971-),男,博士,教授,主要研究方向:光通信。

曾祥威(1995-),男,硕士,主要研究方向:物联网通信。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所