

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2024.06.012

基于位置信息指纹的蓝牙/WiFi混合定位方法

朱勇, 黄瑞, 徐益

(扬州市职业大学资源与环境工程学院, 江苏扬州 225009)

摘要:针对蓝牙/无线保真(WiFi)混合定位精度不理想、稳定性差等问题,提出了基于位置信息指纹的蓝牙/WiFi混合定位方法,该方法由离线阶段与在线阶段组成。在离线阶段,首先将采集的蓝牙/WiFi信号强度分为2组,第1组用于构建蓝牙、WiFi和蓝牙/WiFi混合指纹库;第2组作为训练指纹,分别与蓝牙、WiFi及蓝牙/WiFi混合指纹库匹配定位,以获得蓝牙、WiFi及蓝牙/WiFi混合指纹估计位置。随后,基于指纹估计位置和参考点构建位置信息指纹库。在在线阶段,先进行蓝牙、WiFi和蓝牙/WiFi混合指纹定位,然后结合蓝牙、WiFi和混合指纹估计位置生成在线位置信息指纹,最后,利用K近邻(KNN)算法实现与位置信息指纹库的匹配定位。实验结果表明,提出方法在2个公开数据集上的定位效果明显优于加权K近邻(WKNN)、高斯过程回归(GPR)和支持向量机(SVM)方法。在数据集一中,提出方法的均方根误差(RMSE)比WKNN、GPR和SVM最少减小了41.21%、48.33%和67.56%;在数据集二中,提出方法的平均绝对误差(MAE)为0.914 m,远优于WKNN、GPR和SVM。

关键词: 蓝牙; WiFi; 混合指纹; 位置信息指纹; 蓝牙/WiFi混合定位

中图分类号: P207

文献标志码: A

文章编号: 2095-8110(2024)06-0143-09

Hybrid positioning method using bluetooth and WiFi based on location information fingerprint

ZHU Yong, HUANG Rui, XU Yi

(Department of Resource & Environment Engineering, Yangzhou Polytechnic College, Yangzhou, Jiangsu 225009, China)

Abstract: To address the issues of poor accuracy and stability in Bluetooth/WiFi hybrid positioning, a hybrid positioning method using Bluetooth and WiFi based on location information fingerprint is proposed, which includes an offline phase and an online phase. In the offline phase, Bluetooth and WiFi signal strength data are collected and segmented into two groups. The first group is used to construct Bluetooth, WiFi, and Bluetooth/WiFi hybrid fingerprint databases, while the second group is used to train fingerprints, which are subsequently matched with the Bluetooth, WiFi, and hybrid fingerprint databases to estimate positions for Bluetooth, WiFi, and Bluetooth/WiFi. A location information fingerprint database is then constructed based on these estimated positions and reference points. In the online phase, Bluetooth, WiFi, and Bluetooth/WiFi hybrid fingerprint positioning is performed. The estimated positions of Bluetooth, WiFi, and hybrid fingerprints are combined to generate online location information fingerprints, which are then matched with the location information fingerprint database using the K-nearest neighbors (KNN)

收稿日期: 2024-03-20; 修订日期: 2024-07-12

作者简介: 朱勇(1979—), 男, 硕士, 讲师, 主要从事无人机摄影测量、GNSS测量与应用方面的研究。

通信作者: 黄瑞(1980—), 男, 博士, 教授, 主要从事导航定位、GIS及VR等方面的研究。

algorithm. Experimental results show that the proposed method significantly outperforms weighted K-nearest neighbors (WKNN), Gaussian process regression (GPR), and support vector machine (SVM) methods in terms of positioning accuracy on two public datasets. In Dataset 1, the root mean square error (RMSE) of the proposed method decreased by at least 41.21%, 48.33%, and 67.56% compared to WKNN, GPR, and SVM, respectively. In Dataset 2, the mean absolute error (MAE) of the proposed method was 0.914 meters, significantly outperforming WKNN, GPR, and SVM.

Key words: Bluetooth; WiFi; Hybrid fingerprint; Location information fingerprint; Bluetooth/WiFi hybrid positioning

0 引言

室内定位是基于位置服务领域有待解决的技术难题,是导航位置服务的“最后一公里”^[1]。为解决这一难题,红外线、超声、射频识别(radio frequency identification, RFID)、ZigBee、无线保真(wireless fidelity, WiFi)、蓝牙、微机电系统(micro electro mechanical systems, MEMS)传感器、超宽带(ultra-wideband, UWB)、地磁、可见光、计算机视觉及伪卫星等定位技术应运而生^[2]。然而,红外线、超声、RFID、UWB、伪卫星及可见光等方法的实现依赖专用设备,难以大面积推广应用^[3]。计算机视觉虽能实现毫米级定位,但易受光照、室内纹理等因素的影响,且计算量过大,智能终端难以承载^[4]。WiFi定位可利用广泛部署的商用民用WiFi设备,蓝牙具有体积小、易安装及能耗低等优势,更重要的是WiFi与蓝牙的定位成本较为低廉,使得其在智能手机普适室内定位上具有较大的优势^[5]。

智能手机WiFi定位主要包括指纹定位和测距定位两种方法。指纹定位方法可以分为基于接收信号强度(received signal strength, RSS)和基于信道状态信息(channel state information, CSI)^[6]两种。目前, RSS指纹定位的精度约为3~5 m, CSI指纹定位的精度优于1 m,但CSI的获取需要专用设备,因此较难实现普适智能手机室内定位。测距定位主要利用RSS、CSI和往返时间(round-trip time, RTT)估计终端与基站之间的距离,再结合多边形算法实现终端位置的解算^[7]。鉴于RTT与CSI都需要专用设备,普适性WiFi智能手机定位多基于RSS指纹与RSS测距实现。

蓝牙定位主要包括指纹、测距和到达角(angle of arrival, AOA)等方法^[8]。其中,蓝牙RSS指纹与测距定位的原理和WiFi的基本相同,但定位精度优于

WiFi,蓝牙AOA通过测量信号的AOA实现终端位置的解算,定位精度可达到分米级^[9]。蓝牙RSS的定位原理与WiFi RSS相似且定位精度较WiFi更高,似乎不存在融合的必要,但多数室内场景下WiFi与蓝牙信号共存,而多种定位信号的融合又是实现较高精度室内定位的途径之一。因此,研究蓝牙/WiFi混合定位尤为必要,国内外学者也开展了一系列蓝牙/WiFi混合定位方法的研究。Galván-Tejada等^[10]构建了蓝牙和WiFi的路径损耗模型,用于估算终端到基站的距离,并从中优选出8个及以上距离基于最小二乘实现终端位置估计。Kao等^[11]基于WiFi指纹定位结果给定蓝牙测距定位范围,通过三边定位实现位置估计。由于室内环境复杂多变, WiFi/蓝牙RSS易受干扰,导致路径损耗模型估计的距离在精度与稳定性方面表现不佳,指纹定位方法就成为实现蓝牙/WiFi混合定位的主流技术手段。

Su等^[12]通过简单合并蓝牙和WiFi指纹实现定位,相较于仅使用WiFi指纹定位精度有所提升,但缺乏与蓝牙指纹定位的比较,且蓝牙/WiFi混合定位研究不够深入。曹鸿基等^[13]分别利用蓝牙和WiFi指纹进行定位,然后评估两种定位结果的可信性,选取可信度高的定位结果进行最终的位置估计。Cao等^[14]构建了指纹定位误差预测模型,结合相对距离判断蓝牙和WiFi定位结果是否可信,选择可信定位结果进行最终的定位解算。Blasio等^[15]基于WiFi粗定位和蓝牙精定位的思想实现蓝牙/WiFi混合定位,先进行WiFi指纹定位,再基于WiFi定位结果给定蓝牙指纹库搜索范围,从而实现蓝牙精定位。上述蓝牙/WiFi混合定位方法通过直接建立RSS与位置之间的映射关系实现终端的位置估计。然而,复杂多变的室内环境引起了WiFi/蓝牙RSS的波动,直接建立的映射关系难以反映持续变化的RSS与位置之间的潜在联系,定位性能极

不理想,难以提供稳定高精度的位置服务。

为此,提出了一种基于位置信息指纹的蓝牙/WiFi 混合定位方法,利用蓝牙/WiFi 训练指纹以及 WiFi、蓝牙和蓝牙/WiFi 混合指纹库,建立了 RSS 与估计位置之间的映射关系,并结合估计位置和位置真值实现了蓝牙/WiFi 位置信息指纹库的构建,建立了位置信息指纹与空间位置之间的映射关系,从而减弱了 RSS 变化对蓝牙/WiFi 混合指纹定位精度的影响,进而实现了亚米级蓝牙/WiFi 混合定位。

1 指纹定位方法

1.1 指纹定位原理

基于 RSS 的指纹定位方法,通过室内多基站的信号特征实现位置估计。指纹定位方法主要包含两个阶段:离线阶段和在线阶段。离线阶段的主要任务是采集 RSS 数据,并结合参考点位置进行指纹库构建。在线定位阶段,终端实时采集多个基站的

RSS 数据生成在线指纹,然后与指纹库匹配,进而实现定位,如图 1 所示。指纹库的精度决定着指纹定位的性能,指纹特征需要真实反映当前位置的信号特征。因此,提取出稳健的特征对指纹定位性能的提升尤为关键。

1.2 K 近邻定位算法

K 近邻(K-nearest neighbor, KNN)是常用的指纹定位算法之一,通过在线指纹测试点(test point, TP) $(rss_1, rss_2, \dots, rss_n)$ 和指纹库中指纹参考点(reference point, RP) $(x_i, y_i, RSS_{i1}, RSS_{i2}, \dots, RSS_{in})$ 之间的相似度量进行位置估计。本文以欧式距离为相似度量完成指纹匹配,如式(1)所示。

$$D_i = \sqrt{(r_1 - R_{i1})^2 + (r_2 - R_{i2})^2 + \dots + (r_n - R_{in})^2} \quad (1)$$

式中, D_i 表示指纹 TP 与第 i 个参考点 RP 之间的欧式距离; r_j 代表第 j 个基站的 RSS; R_{ij} 代表第 i 个参考点上第 j 个基站的 RSS。

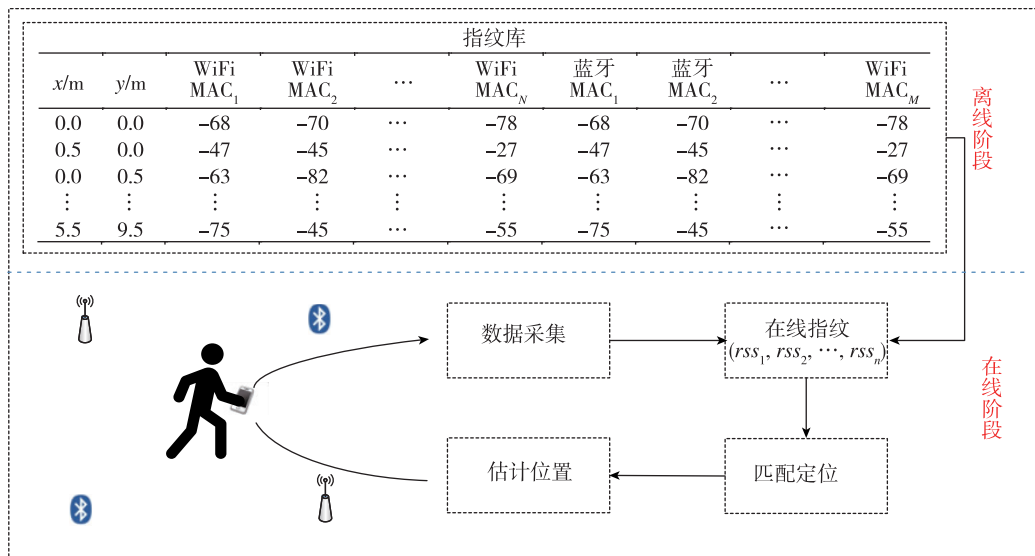


图 1 指纹定位原理

Fig. 1 Fingerprint positioning principle

在线阶段,利用式(1)可得在线指纹和指纹库中参考点指纹的距离,然后选取 K 个最小距离对应的参考点坐标,计算其平均值作为定位结果,如式(2)所示。

$$(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^K (x_i, y_i)}{K} \quad (2)$$

式中, (X, Y) 为待定位点的坐标; (x_i, y_i) 是第 i 个参考点的坐标。

2 WiFi/蓝牙混合定位方法

2.1 WiFi、蓝牙和混合指纹库

通常情况下, WiFi 指纹与蓝牙指纹的结构相同,由参考点坐标和参考点指纹组成。此外,将蓝牙与 WiFi 的 RSS 合并,则形成蓝牙/WiFi 混合指纹。图 2 所示为主流的 WiFi 指纹库、蓝牙指纹库以及蓝牙/WiFi 混合指纹库的结构。蓝牙、WiFi 和混合指纹库的差异主要取决于参考点指纹。然而,

相较于 WiFi 指纹和蓝牙指纹定位,蓝牙/WiFi 混合指纹定位虽然引入了更多的定位信号,但定位性能的提升并不明显。这说明简单地合并 WiFi 和蓝牙

RSS,对蓝牙/WiFi 混合定位性能的提升作用微小,需要深入挖掘 WiFi 和蓝牙 RSS 与空间位置之间的潜在联系。

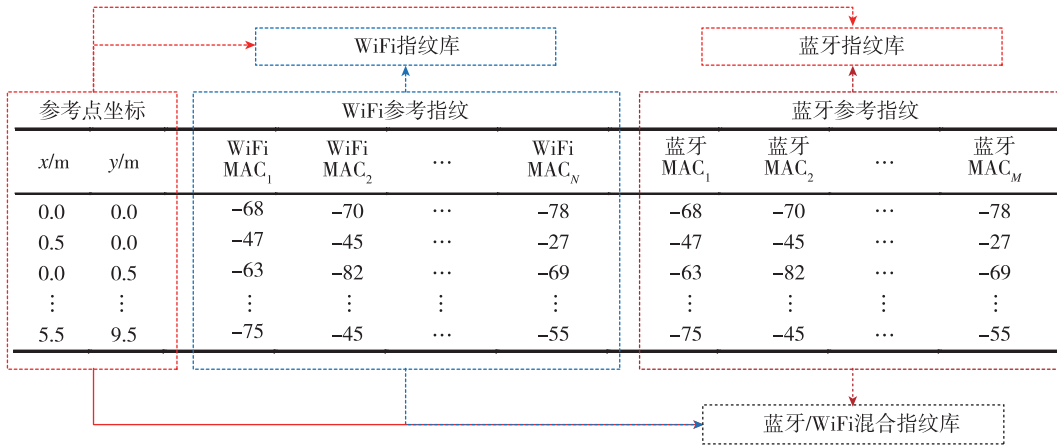


图 2 蓝牙、WiFi 以及混合指纹库示意图

Fig. 2 Schematic diagram of Bluetooth, WiFi and hybrid fingerprint databases

2.2 蓝牙/WiFi 位置信息指纹库

鉴于蓝牙/WiFi 混合指纹难以取得远优于蓝牙与 WiFi 指纹的定位精度,提出了蓝牙/WiFi 位置信息指纹库的概念。图 3 所示为蓝牙/WiFi 位置信息指纹库的构建过程。位置信息指纹库的构建需要在参考点上收集 WiFi 和蓝牙的 RSS 数据,并将 RSS 数据划分为 2 组。第 1 组 RSS 数据与参考点坐标相结合用于构建蓝牙、WiFi 以及蓝牙/WiFi 混合指纹库;第 2 组 RSS 数据用于生成蓝牙、WiFi 以及蓝牙/WiFi 混合训练指纹。随后,基于指纹库和训练指纹实现蓝牙、WiFi 以及蓝牙/WiFi 混合指纹匹配定位,并以估计位置作为特征结合参考点坐标构建位置信息指纹库。

2.3 提出的蓝牙/WiFi 混合定位方法

基于位置信息指纹的蓝牙/WiFi 混合定位方法的原理如图 4 所示。离线阶段,利用蓝牙、WiFi 及蓝牙/WiFi 混合训练指纹和 WiFi、蓝牙及蓝牙/WiFi 混合指纹库,基于 KNN 算法获取蓝牙、WiFi 和蓝牙/WiFi 混合指纹估计位置,结合参考点位置构建蓝牙/WiFi 位置信息指纹库。在线阶段,先利用蓝牙、WiFi 以及蓝牙/WiFi 混合在线指纹基于 KNN 算法与蓝牙指纹库、WiFi 指纹库和混合指纹库进行匹配定位,获取蓝牙、WiFi 以及蓝牙/WiFi 混合指纹定位结果,并生成蓝牙/WiFi 离线位置信息指纹,然后基于 KNN 算法实现离线位置指纹与

蓝牙/WiFi 位置信息指纹库的匹配定位。

3 实验分析

3.1 实验环境与实验数据

为证明所提方法的普适性与先进性,选择 2 个公开数据集(数据集一^[16]:<https://doi.org/10.5281/zenodo.7306455> 和数据集二^[17]:<https://iee-dataport.org/documents/wi-fi-and-bluetooth-rssi-sqi-indoor-localization>)进行实验验证。数据集一包含马来西亚多媒体大学工程学院的一、二和三楼,总面积约为 386.25 m²,每层楼部署了 14 个蓝牙,一、二及三楼的 WiFi 数量分别为 5、6 和 6,数据总量为 34 830 条。数据集二包含维多利亚大学工程与计算机科学学院的一楼,部署了 16 个 WiFi 和 7 个蓝牙,通过激光雷达和 RGBD 相机标定厘米级参考点坐标,数据总量为 248 451 条,约为数据集一的 22 倍。为评估提出方法的定位精度,选择平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和均方根误差(root mean squared error, RMSE)为评价指标^[2]。此外,高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)、支持向量机(support vector machine, SVM)和加权 K 近邻(weighted K-nearest neighbor, WKNN)作为对比算法以验证提出方法的优越性与先进性。为实现提出方法和开展对比实验,对数据集一和二进行分割。其中,数据集一分割后,参考指纹数量为 23 310 条,训练指纹和测试指纹的数量皆为 5 760 条;

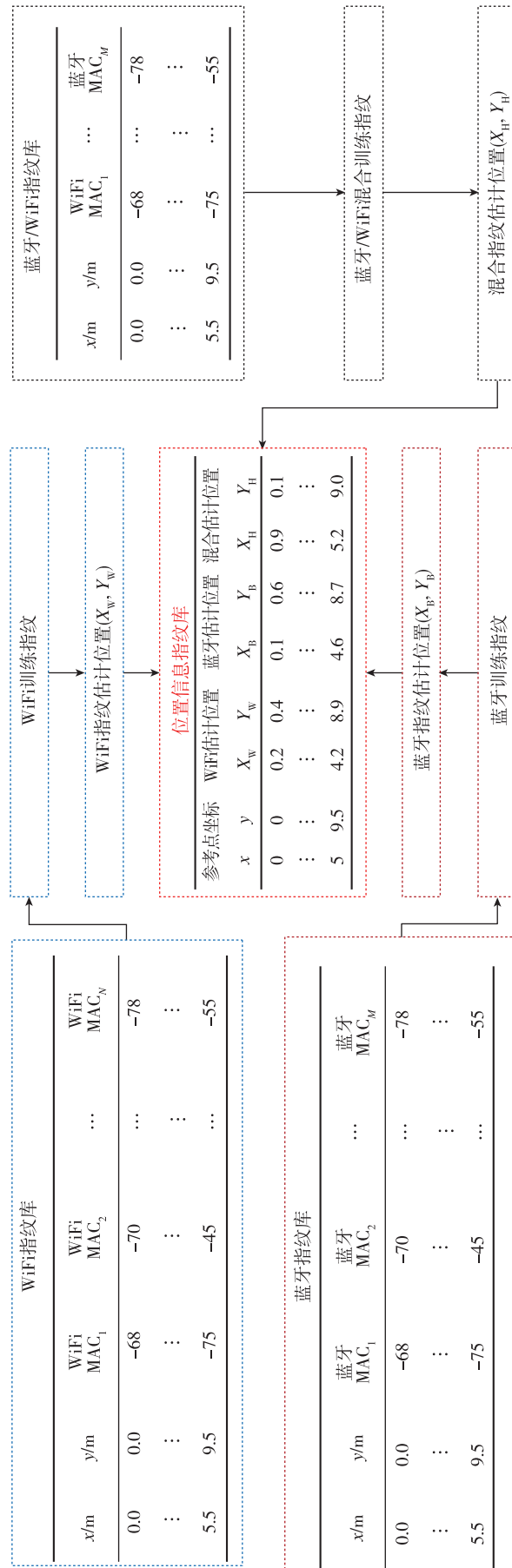


图 3 位置信息指纹数据库构建过程
Fig. 3 Construction process of location information fingerprint database

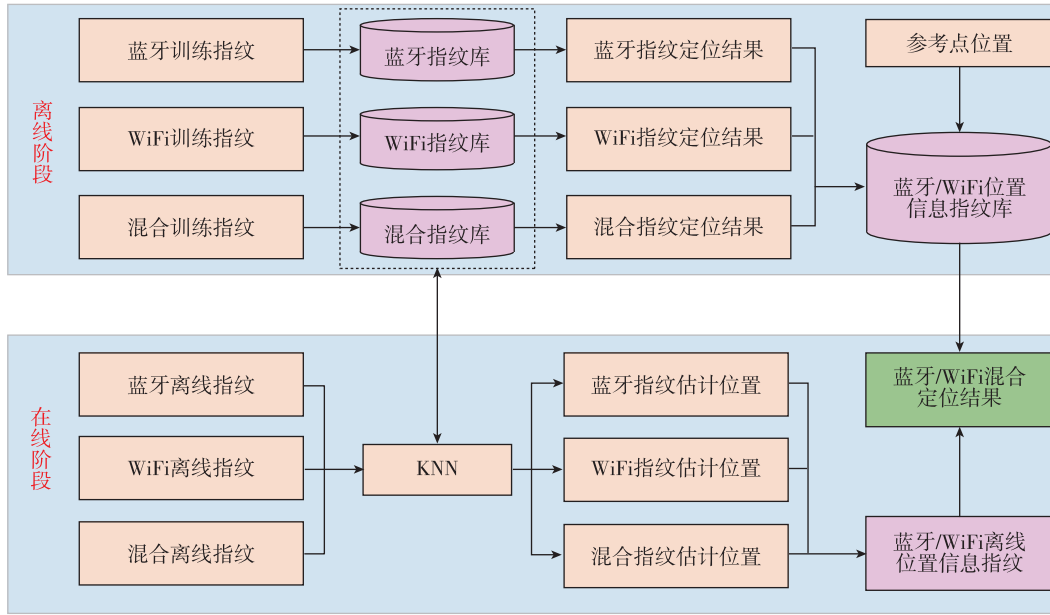


图 4 提出方法的原理

Fig. 4 Schematic of the proposed method

数据集二分割后,参考指纹数量为 208 056 条,训练指纹与测试指纹数量分别为 20 195 和 20 200 条。实验过程中,KNN 算法的 K 值始终为 5。

3.2 混合指纹定位效果

为验证蓝牙/WiFi 指纹合并这一方法的可用性,数据集一的一楼被选为实验场景,共计 7 950 条参考指纹,3 840 条测试指纹,随后基于蓝牙/WiFi 混合指纹进行位置估计,并与蓝牙指纹定位和 WiFi 指纹定位对比。图 5 所示为蓝牙指纹定位、WiFi 指纹定位以及蓝牙/WiFi 混合指纹定位的性能。由此可知,蓝牙/WiFi 混合指纹定位的效果与蓝牙指纹定位和 WiFi 指纹定位相近,混合指纹定位误差有时小于蓝牙和 WiFi 指纹定位,有时大于蓝牙与 WiFi 指纹定位,有时小于蓝牙指纹定位却大于 WiFi 指纹定位,或大于蓝牙指纹定位而小于 WiFi 指纹定位。因此,蓝牙/WiFi 混合指纹定位性能相

较于蓝牙和 WiFi 指纹定位提升并不明显。

为进一步研究蓝牙指纹、WiFi 指纹以及蓝牙/WiFi 混合指纹的定位效果,统计了 3 种指纹定位方法的 MAE 和 RMSE,如表 1 所示。蓝牙指纹、WiFi 指纹和混合指纹定位的 MAE 分别为 1.591 m、1.764 m 和 1.467 m,RMSE 分别为 2.07 m、2.566 m 和 1.975 m。由此可知,与蓝牙指纹定位和 WiFi 指纹定位相比,蓝牙/WiFi 混合指纹虽然令定位效果有所改善,但提升并不理想,MAE 分别只减小了 7.8% 和 16.8%,RMSE 分别只减小了 5.8% 和 24.01%。因此,蓝牙指纹和 WiFi 指纹简单合并不能大幅提升蓝牙/WiFi 混合指纹定位的效果。

表 1 蓝牙、WiFi 和蓝牙/WiFi 混合指纹定位的 MAE 和 RMSE

Tab. 1 MAE and RMSE of Bluetooth, WiFi, and Bluetooth/WiFi hybrid fingerprints positioning m

定位方法	MAE	RMSE
蓝牙指纹定位	1.591	2.070
WiFi 指纹定位	1.764	2.566
混合指纹定位	1.467	1.975

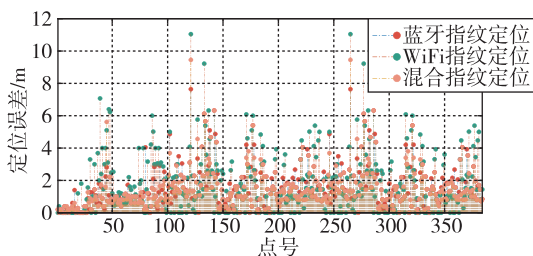


图 5 蓝牙、WiFi 以及蓝牙/WiFi 混合指纹定位效果

Fig. 5 Positioning effect of Bluetooth, WiFi, and Bluetooth/WiFi hybrid fingerprints

3.3 数据集一的定位效果

为验证提出方法的定位性能,选择一、二和三楼为测试场景,以 GPR、SVM 和 WKNN 为对比算法,通过分析定位精度以证明提出方法的优越性与

先进性。图 6 所示为提出方法、GPR、SVM 以及 WKNN 在一、二和三楼的定位效果。由图 6 可知，提出方法的定位效果最优，WKNN 次之，GPR 再次之，SVM 的定位效果最差。不同楼层场景下，提出方法都能取得优于 WKNN、GPR 以及 SVM 的定位性能。提出方法定位误差的上四分位数和下四分位数明显小于 GPR、SVM 以及 WKNN。

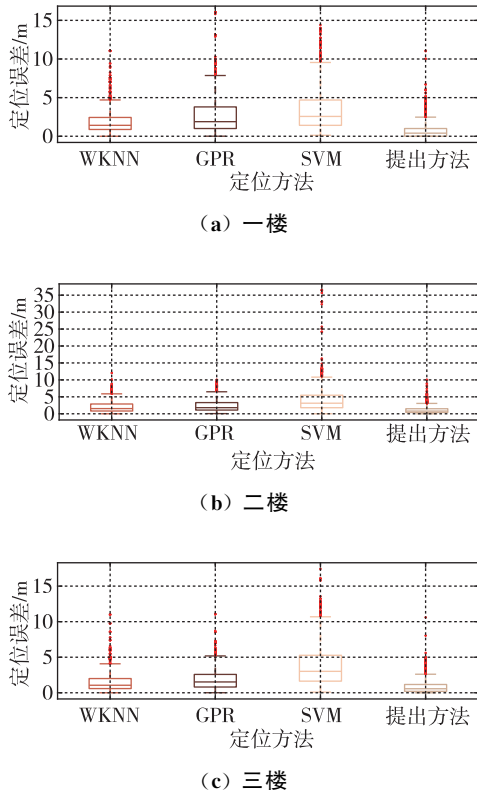


图 6 数据集一的定位效果
Fig. 6 Positioning effect on dataset 1

为进一步证明提出方法的先进性与优越性，统计了一、二和三楼 3 种场景下不同方法定位误差的 MAE 和 RMSE，如表 2 所示。当场景为一楼时，提出方法、WKNN、GPR 和 SVM 的 MAE 分别为 0.777 m、1.827 m、2.759 m 和 3.367 m，相较于 WKNN、GPR 和 SVM，提出方法的 MAE 分别减小了 57.47%、71.84% 和 76.92%；当定位场景为二楼时，提出方法、WKNN、GPR 和 SVM 的 MAE 分别为 1.103 m、2.012 m、2.418 m 和 4.117 m，提出方法的 MAE 比 WKNN、GPR 和 SVM 分别减小了 45.17%、54.39% 和 73.21%；三楼场景下，与 WKNN、GPR 和 SVM 相比，提出方法的 MAE 分别减小了 48.16%、58.38% 和 79.34%，为 0.794 m，而 WKNN、GPR 和 SVM 的 MAE 分别为 1.532 m、1.908 m 和 3.845 m。实验结果证明了提出方法的精度远优于 WKNN、GPR 和 SVM。

提出方法、WKNN、GPR 和 SVM 的 RMSE 在一楼分别为 1.382 m、2.430 m、3.772 m 和 4.260 m，在二楼分别为 1.568 m、2.666 m、3.034 m 和 5.583 m，在三楼分别为 1.199 m、2.102 m、2.447 m 和 4.805 m。提出方法的 RMSE 在一楼、二楼及三楼 3 个场景下比 WKNN 分别减小了 43.11%、41.21% 和 42.97%，比 GPR 分别减小了 63.36%、48.33% 和 51.01%，比 SVM 分别减小了 67.56%、71.92% 和 75.06%。由此可知，提出方法的定位效果同样远优于 WKNN、GPR 和 SVM。

3.4 数据集二的定位效果

为进一步验证提出方法的性能，在数据集二上依次实现了提出方法、GPR、SVM 以及 WKNN 等定位方法。图 7 所示为不同方法的定位效果，提出

表 2 多种定位方法的 MAE 和 RMSE

Tab. 2 MAE and RMSE of multiple positioning methods

定位方法	一楼		二楼		三楼	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
WKNN	1.827	2.430	2.012	2.666	1.532	2.102
GPR	2.759	3.772	2.418	3.034	1.908	2.447
SVM	3.367	4.260	4.117	5.583	3.845	4.805
提出方法	0.777	1.382	1.103	1.568	0.794	1.199

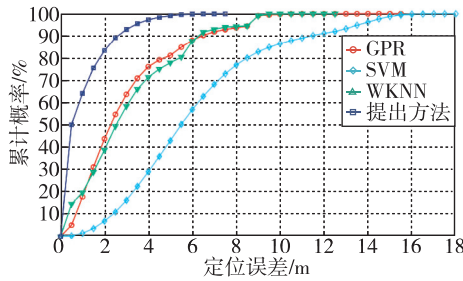


图7 数据集二的定位效果

Fig. 7 Positioning effect on dataset 2

方法的定位效果明显最优,GPR和WKNN的定位效果次之,SVM的定位效果最差。由图7可知,提出方法的定位误差对应的累计概率明显高于GPR、SVM和WKNN,进一步证明了提出方法的优越性。

表3给出了提出方法、WKNN、GPR和SVM的50%、70%以及90%累计误差概率对应的定位误差、MAE和RMSE。由表3可知,提出方法的MAE和RMSE分别为0.914 m和1.483 m,WKNN、GPR和SVM的MAE分别为3.052 m、2.954 m和6.125 m,

表3 多种定位方法的MAE和RMSE

Tab. 3 MAE and RMSE of multiple positioning methods

定位方法	50%累积概率误差	70%累积概率误差	90%累积概率误差	MAE	RMSE
WKNN	2.539	3.834	6.458	3.052	3.864
GPR	2.275	3.427	6.431	2.954	3.734
SVM	5.477	7.171	11.362	6.125	6.996
提出方法	0.497	1.204	2.547	0.914	1.483

WKNN、GPR和SVM的RMSE分别为3.864 m、3.734 m和6.996 m。相较于WKNN、GPR和SVM,提出方法的MAE分别减小了70.05%、69.04%和85.07%,RMSE分别降低了61.62%、60.28%和78.8%。

根据数据集一和二的定位效果分析,充分证明了提出方法优于WKNN、GPR以及SVM等定位方法。WKNN、GPR和SVM都是直接建立RSS与空间位置之间的映射关系,而提出方法认为直接建立的映射关系不可靠,转而建立RSS与估计位置、估计位置与空间位置之间的映射关系,削弱了RSS波动对定位估计的影响,也是定位性能大幅提升的关键之处。

4 结论

本文提出了一种基于位置信息指纹的蓝牙/WiFi混合定位方法,深入挖掘了蓝牙和WiFi信号特征与空间位置之间的内在联系,取得了以下研究结论:

1)在数据集一的3种场景下取得了远优于WKNN、GPR和SVM的定位效果,MAE分别为0.777 m、1.103 m和0.794 m,RMSE最少降低了41.21%、48.33%和67.56%。

2)在数据集二上同样取得了较好的定位效果,MAE为0.914 m,RMSE为1.483 m,远优于WKNN、GPR和SVM。然而,提出方法尚未建立位置信息指纹

与空间位置之间的细粒度映射关系,后续应引入深度学习、机器学习等方法构建精细化定位模型,继续提高蓝牙/WiFi混合定位的精度。

参考文献

- [1] LYU R, HOU W, DU B, et al. Applications of 5G mobile positioning techniques in vertical industries [C]// Proceedings of 2023 IEEE 3rd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA). Chongqing : IEEE, 2023: 393-396.
- [2] BI J, ZHAO M, YAO G, et al. PSOSVRPos: WiFi indoor positioning using SVR optimized by PSO [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 222: 119778.
- [3] CAO H, WANG Y, BI J, et al. Fingerprint positioning method for dual-band WiFi based on Gaussian process regression and K-nearest neighbor [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10 (10): 706.
- [4] MORAR A, MOLDOVEANU A, MOCANU I, et al. A comprehensive survey of indoor localization methods based on computer vision [J]. Sensors, 2020, 20(9): 2641.
- [5] ZHANG F. Fusion positioning algorithm of indoor WiFi and bluetooth based on discrete mathematical model [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2020(1): 1-11.
- [6] GÖNÜLTAŞ E, LEI E, LANGERMAN J, et al. CSI-based multi-antenna and multi-point indoor positioning u-

- sing probability fusion [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 7(4): 2162-2176.
- [7] GUO G, CHEN R, YE F, et al. Indoor smartphone localization; a hybrid WiFi RTT-RSS ranging approach[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 176767-176781.
- [8] 盛孟刚, 娄兴, 陈洋卓, 等. 基于最优传播路径的 EMA/EKF 定位算法研究[J]. *导航定位与授时*, 2022, 9(6): 141-149.
SHENG Menggang, LOU Xing, CHEN Yangzhuo, et al. Research on EMA/EKF localization algorithm based on optimal propagation path[J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2022, 9(6): 141-149 (in Chinese).
- [9] YE H, YANG B, LONG Z, et al. A method of indoor positioning by signal fitting and PDDA algorithm using BLE AOA device[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(8): 7877-7887.
- [10] GALVÁN-TEJADA C E, CARRASCO-JIMÉNEZ J C, BRENA R F. Bluetooth-WiFi based combined positioning algorithm, implementation and experimental evaluation[J]. *Procedia Technology*, 2013, 7: 37-45.
- [11] KAO C H, HSIAO R S, CHEN T X, et al. A hybrid indoor positioning for asset tracking using Bluetooth low energy and Wi-Fi[C]// *Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Consumer Electronics*. Taipei: IEEE, 2017: 63-64.
- [12] SU H, LIAO Z, LIN C, et al. A hybrid indoor-positioning mechanism based on bluetooth and WiFi communications for smart mobile devices[C]// *Proceedings of 2015 International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics (ISBB)*. Beijing: IEEE, 2015: 188-191.
- [13] 曹鸿基, 汪云甲, 毕京学. 一种基于蓝牙/Wi-Fi 的自适应指纹定位方法[J]. *测绘科学*, 2020, 45(2): 16-21.
CAO Hongji, WANG Yunjia, BI Jingxue. Adaptive fingerprint positioning method based on bluetooth and Wi-Fi[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2020, 45(2): 16-21 (in Chinese).
- [14] CAO H, WANG Y, BI J, et al. An adaptive Bluetooth/Wi-Fi fingerprint positioning method based on Gaussian process regression and relative distance[J]. *Sensors*, 2019, 19(12): 2784.
- [15] BLASIO G D, QUESADA-ARENCIBIA A, GARCÍA-AARCÍA C R, et al. Study on an indoor positioning system for harsh environments based on Wi-Fi and Bluetooth low energy[J]. *Sensors*, 2017, 17(6): 1299.
- [16] NOR HISHAM A N, NG Y H, TAN C K, et al. Hybrid Wi-Fi and BLE fingerprinting dataset for multi-floor indoor environments with different layouts [J]. *Data*, 2022, 7(11): 156.
- [17] YUEN B, BIE Y, CAIRNS D, et al. Wi-Fi and bluetooth contact tracing without user intervention[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 91027-91044.

(编辑:黄利华)