

DOI: 10. 20079/j. issn. 1001-893x. 230831004

“电磁信号智能感知”专题

引用格式: 贺晨琳, 王霄峻, 汪磊. 一种基于大规模 MIMO 系统的三维空间指纹定位方法[J]. 电讯技术, 2023, 63(12): 1876-1884. [HE C L, WANG X J, WANG L. A three-dimensional space fingerprint localization method based on massive MIMO system[J]. Telecommunication Engineering, 2023, 63(12): 1876-1884.]

一种基于大规模 MIMO 系统的三维空间指纹定位方法*

贺晨琳¹, 王霄峻^{1,2}, 汪磊^{1,2}

(1. 东南大学 信息科学与工程学院, 南京 211189; 2. 紫金山实验室, 南京 211111)

摘要: 针对现有指纹定位技术存在指纹数据量较大、存储与处理困难、复杂空间定位适应性不足等问题, 提出了一种基于大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)系统的三维室内空间指纹定位方法。首先, 提出一种处理速度更快、存储需求更小的角度-时延信道频率功率(Angle Delay Channel Frequency Power, ADCFP)指纹矩阵; 其次, 引入新的相似度准则即卡方距离以提高定位精度; 然后提出一种改进的次方加权 K 近邻(Weighted K-Nearest Neighbor, WKNN)匹配算法, 根据不同次方值对权重下降速度的影响差异, 针对指纹相似度的大小分配以不同的权重; 最后, 对 ADCFP 指纹采用按行按列压缩的存储方法得到三种压缩指纹, 进一步减少指纹数据量, 并引入中心到达角(Central Angle of Arrival, CAO)聚类算法缩短定位时长。仿真结果表明, ADCFP 指纹矩阵 2 m 精度可靠性可达 89.2%, 采用卡方距离相较于曼哈顿距离的平均定位误差降低了 5.63%, 改进次方 WKNN 算法相较于传统 WKNN 算法平均定位误差降低了 4.45%, 引入 CAO 聚类算法可使定位速度提升为未聚类情况下的 1.72 倍, 平均定位误差较 K 均值聚类算法降低了 44.05%, 定位性能有较大提升。

关键词: 三维室内空间; 指纹定位; 大规模 MIMO; 加权 K 近邻(WKNN); 中心到达角(CAO)聚类

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



微信扫描二维码
听独家语音释文
与作者在线交流
享本刊专属服务

中图分类号: TN929.5 文献标志码: A 文章编号: 1001-893X(2023)12-1876-09

A Three-dimensional Space Fingerprint Localization Method Based on Massive MIMO System

HE Chenlin¹, WANG Xiaojun^{1,2}, WANG Lei^{1,2}

(1. School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China;
2. Purple Mountain Laboratories, Nanjing 211111, China)

Abstract: In order to solve the problems of existing fingerprint localization technology, such as large amount of fingerprint data, difficulty in storage and processing, and insufficient adaptability to positioning in complex spaces, a three-dimensional indoor space fingerprint localization solution based on massive multiple-input multiple-output (MIMO) system is proposed. First, an Angle Delay Channel Frequency Power (ADCFP) fingerprint matrix with faster processing speed and smaller storage requirements is proposed. Secondly, a new similarity criterion, namely chi-square distance, is introduced to improve the positioning accuracy, and then an improved power Weighted K-Nearest Neighbor (WKNN) matching algorithm is proposed. The impact of the power value on the weight reduction speed is different, and different weights are allocated according to the fingerprint similarity. Finally, three types of compressed fingerprints are obtained by using row-by-column compression of ADCFP, further reducing the amount of fingerprint data. And the Central Angle of Arrival (CAOA) Clustering Algorithm is introduced to shorten the positioning time. The simulation results show that the ADCFP fingerprint matrix can offer a 89.2% reliability for 2 m accuracy. The average positioning error using chi-square distance is reduced by 5.63% compared with that using the Manhattan distance. The improved power WKNN algorithm reduces the average localization error by 4.45% compared with the traditional WKNN algorithm. The introduction of CAO Clustering Algorithm can increase the localization speed to 1.72 times that of the non-clustering case. The average localization error is reduced by 44.05% compared with the K-means Clustering Algorithm, and the positioning performance is greatly improved.

Key words: 3D indoor space; fingerprint localization; massive MIMO; weighted K-nearest neighbor (WKNN); central angle of arrival (CAOA) clustering

* 收稿日期: 2023-08-31; 修回日期: 2023-11-06

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFC38010000); 中央高校基本科研业务费专项资金(2242022k60001); 东南大学院系联合基金(2242023K40015)

通信作者: 王霄峻

0 引言

近年来,自动驾驶、精确定位与跟踪以及地图导航等新兴领域备受学术界和工业界的关注,很大程度上依赖于移动互联网技术提供的基于位置信息的服务^[1]。随着全球导航卫星系统的发展,在室外条件下的定位技术已逐步趋于成熟,可以提供较为精准的定位服务。然而,在建筑物分布密集的城市地区和较为复杂的室内环境下,卫星信号大幅度衰减且极易产生多径传播效应与非视距传播,定位效果将急剧恶化^[2]。此外,基于无线网络的定位技术也被广泛采用,常见的移动终端定位方法可以分为两类^[3]。基于几何的定位方法依赖于移动终端到基站的无线信号的信息,常利用接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)^[4]、到达时间(Time of Arrival, TOA)^[5]、到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)^[6]等,然而其定位精度受非视距传播的影响较大^[7]。相比之下,基于指纹定位的方法不会受到非视距环境中多径效应的影响,反而可以对其加以充分利用,因此即使在散射环境复杂的环境中依然能够取得良好的定位效果^[8]。

大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)系统能够大幅提升无线通信系统的容量、速率和可靠性。大规模天线阵列和更大的带宽使得基站可以实现更高的角度域和时延域分辨率,有利于实现高精度定位^[9]。因此,指纹定位方法在大规模 MIMO-OFDM 系统中可利用多径信息构建位置指纹信息图谱,提升定位精度。

常被用作指纹信息的参数主要分为两大类。第一类是 RSS 指纹,常被用于移动热点(Wireless Fidelity, WiFi)网络^[10]和无线传感器网络^[11]中,但受衰落波动和多径的影响较大。第二类是多径特征,包括信道状态信息(Channel State Information, CSI)^[12-13]、到达角(Angle of Arrival, AOA)^[14]、功率时延谱(Power Delay Profile, PDP)^[15]以及它们的组合^[16-17]等。多径指纹可以从多径传播路径中提取更为丰富的细节,只需少量的基站就足以保证定位精度。指纹定位关键技术包括指纹矩阵提取、指纹相似度准则、匹配算法、压缩算法和聚类算法等。文献^[18]提出了一种适用于大规模 MIMO 系统的角度延迟信道功率矩阵(Angel Delay Channel Power Matrix, ADCPM),结合所提出的指纹压缩方法和两阶段指纹聚类算法,最终以 75% 的可靠性提供 2 m

定位精度,以 95% 的可靠性提供 3 m 精度。文献^[19]在此基础上提出了频率响应信道功率矩阵(Frequency Response Channel Power Matrix, FRCPM)和冲击响应信道功率矩阵(Impulse Response Channel Power Matrix, IRCPM),进一步地提升了定位速度,2 m 定位精度可靠性提升至 80%。文献^[20]提出了一种 5G 超密集网络下的室内压缩重构指纹定位算法,在信噪比为 10 dB 时定位误差最小可达 0.200 8 m。

现有的大规模 MIMO 系统指纹定位研究往往存在指纹数据量较大、存储与处理困难、耗时较长等问题,此外传统定位系统能够实现二维平面的准确定位,但在高度上的误差较大,因此本文将指纹定位的研究从二维空间延申至三维空间,以满足更为多样化的实际场景下的定位需求。首先,提出一种新的指纹矩阵;其次,引入新的相似度准则并改进了加权 K 近邻(Weighted K-Nearest Neighbor, WKNN)匹配算法;最后,对新指纹进行压缩得到 3 种压缩指纹,减小指纹数据量,加快指纹处理速度,并引入中心到达角(Central Angle of Arrival, CAO)聚类算法提升定位效果,以得到三维空间下误差最小、速度最快的最佳定位方案。

1 指纹定位系统模型

基于指纹定位方法的核心思想是利用接收到的指纹信息和已经搭建好的指纹数据库进行匹配,建立指纹和位置的对应关系,进而完成对目标物的定位。定位过程主要分为两阶段:离线阶段构建指纹数据库;在线阶段完成接收信息和指纹库的匹配工作,过程如图 1 所示。

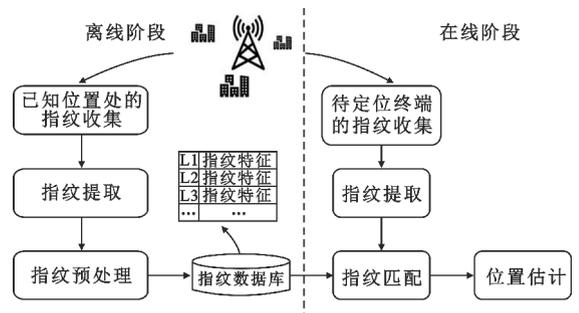


图 1 指纹定位方法流程

本文的研究全部基于 5G 单站环境下大规模 MIMO-OFDM 系统模型^[16],选取分层式均匀分布模型,如图 2 所示。考虑到移动终端(手机等)受机身

尺寸限制多采用单天线配置,因此简单又不失其一般性,假设基站侧配置由 $N \times M$ 根天线组成的均匀平面阵列 (Uniform Planar Array, UPA), 单天线移动终端与散射体随机分布于待定位区域内, 并假设基站已经通过上行信道估计获取 CSI。

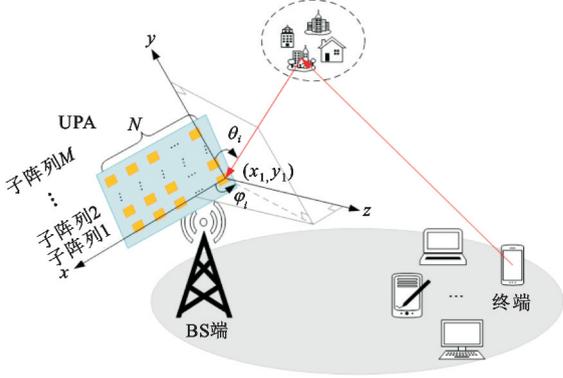


图2 指纹定位系统三维模型

图2中, N 和 M 分别是 x 轴和 y 轴上的天线阵元数, 相邻天线阵元间的距离为 d , UPA 可以同时获取方位角和俯仰角的信息。

假设有 K 个信号入射到 UPA 上, 那么第 l 个阵元获得的信号如公式 (1) 所示:

$$x_l(t) = \sum_{i=1}^K s_i(t - \tau_{li}) = \sum_{i=1}^K s_i(t) e^{-j\omega_0 \tau_{li}} \quad (1)$$

式中: $s_i(t)$ 为入射信号; K 为待定位的用户数; $x_l(t)$ 为接收信号; τ_{li} 为延迟,

$$\tau_{li} = \frac{(x_l \cos \theta_i \sin \varphi_i + y_l \sin \theta_i \sin \varphi_i)}{c} \quad (2)$$

式中: θ_i 为方位角; φ_i 为俯仰角; c 为光速; x_l 和 y_l 分别为第 l 个阵元在 x 轴和 y 轴上对应的坐标值。

将公式 (2) 表示为矩阵形式, 如公式 (3) 所示:

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_{MN}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ e^{-j\omega_0 \tau_{21}} & e^{-j\omega_0 \tau_{22}} & \cdots & e^{-j\omega_0 \tau_{2K}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j\omega_0 \tau_{MN1}} & e^{-j\omega_0 \tau_{MN2}} & \cdots & e^{-j\omega_0 \tau_{MNK}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_K(t) \end{bmatrix} \quad (3)$$

2 指纹定位关键技术改进

2.1 信道模型

图2中任一移动终端到基站的无线信道详细模型如图3所示, 为方便理解, 可将 UPA 阵列抽象为 M 个均匀线性阵列 (Uniform Linear Array, ULA), 每个 ULA 上配置 N_l 根天线 (即第1节中的 N)。

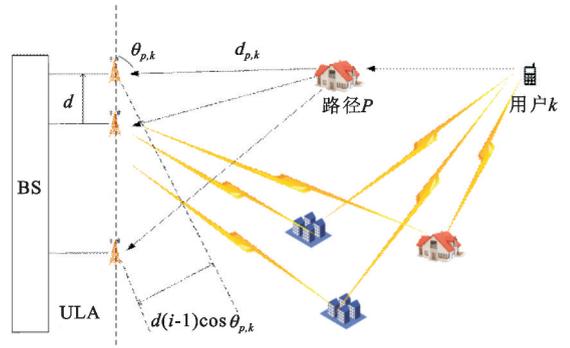


图3 任一移动终端到基站的无线信道模型

假设移动终端发出的无线信号沿着 P 条不同的散射路径传播到基站, 则第 k 个用户在路径 p 上的信道冲激响应 (Channel Impulse Response, CIR) $q_{p,k}$ 可表示为

$$q_{p,k} = a_{p,k} e^{(\varphi_{p,k})} \exp\left(-j2\pi \frac{d_{p,k}}{\lambda_c}\right) \quad (4)$$

式中: $a_{p,k} \sim \mathcal{CN}(0, \delta_{p,k})$ 是第 p 条路径对应的复信道增益; $d_{p,k}$ 是发射端到第一个接收天线的距离; λ_c 是载波波长; $\varphi_{p,k} \in (0, \pi)$ 是第 p 条路径对应的到达角 (Angle of Arrival, AOA); $e^{(\varphi_{p,k})}$ 是阵列响应向量, $e^{(\varphi_{p,k})} =$

$$\left[1, \exp\left(-j2\pi \frac{d \cos(\varphi_{p,k})}{\lambda_c}\right), \dots, \exp\left(-j2\pi \frac{(N_l - 1) d \cos(\varphi_{p,k})}{\lambda_c}\right) \right]^T \quad (5)$$

由于不同路径的 TOA 不同, 第 k 个用户的 CIR 可以表示为各路径上的 $q_{p,k}$ 之和, 如公式 (6) 所示:

$$q_k(\tau) = \sum_{p=1}^P q_{p,k} \cdot \delta(\tau - \tau_{p,k}) \quad (6)$$

式中: $\tau_{p,k} = d_{p,k}/c$ 是到达时间, c 表示光速; CIR 指纹矩阵可以表示为 Q_k , 是大小为 $N_l \times N_q$ 的矩阵, N_q 为信道冲激响应的长度。

根据采样间隔 T_s 对信道输出进行采样, OFDM 符号间隔表示为 $T_c = N_c T_s$, 其中 N_c 是 OFDM 符号数; 循环前缀间隔表示为 $T_g = N_g T_s$, N_g 是循环前缀数, T_g 满足 $\tau_{p,k} \in [0, T_g)$; 各个子载波带宽表示为 $f = 1/N_c T_s$, 第 l 个子载波则是 $f_l = lf$, 子载波总数 $N_l = N_c$ 。

信道频率响应 (Channel Frequency Response, CFR) 指纹可由 CIR 指纹通过傅里叶变换得到, 即针对第 l 个子载波, CFR 是不同时延下各个路径的 CIR 之和, 如公式 (7) 所示:

$$h_{k,l} = \sum_{p=1}^P \sum_{n=0}^{N_g-1} a_{p,k} e^{(\varphi_{p,k})} \exp(-j2\pi f_l \tau_{p,k}) \cdot \delta(nT_s - \tau_{p,k}) =$$

$$\sum_{p=1}^P a_{p,k} e^{(\varphi_{p,k})} \exp\left(-j2\pi \frac{ln_{p,k}}{N_c}\right). \quad (7)$$

式中: $n_{p,k} = \lfloor \frac{\tau_{p,k}}{T_s} \rfloor \bmod N_c$ 表示传播时延; $\lfloor x \rfloor$ 指最接近 x 的整数。

因此,CFR 矩阵 \mathbf{H}_k 由各个子载波的 $\mathbf{h}_{k,l}$ 组成,为 $N_t \times N_l$ 的复数矩阵,如公式(8)所示:

$$\mathbf{H}_k = [\mathbf{h}_{k,0}, \mathbf{h}_{k,1}, \dots, \mathbf{h}_{k,N_l-1}]. \quad (8)$$

2.2 ADCFP 指纹矩阵的提取

对于基于位置指纹信息的无线定位,需要从 CSI 中提取宽平稳的信道特征。2.1 节所述信道模型中每条传输路径对应的信道特征满足无线定位需求,该特征包含每条路径的能量、AOA 和 TOA。

首先对 CFR 指纹矩阵 \mathbf{H}_k 将其从频率域变换到角度域,得到角度-时延信道频率响应(Angle Delay Channel Frequency Response, ADCFR)矩阵 \mathbf{B}_k , 是大小为 $N_t \times N_l$ 的复数矩阵,如公式(9)所示:

$$\mathbf{B}_k = \mathbf{V}^H \mathbf{H}_k \in \mathbb{C}^{N_t \times N_l}. \quad (9)$$

式中: $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{N_t \times N_t}$ 是相移矩阵; \mathbf{V}^H 是 \mathbf{V} 的共轭矩阵,

$$[\mathbf{V}_{N_t \times N_t}]_{i,j} \triangleq \frac{1}{\sqrt{N_t}} \exp\left(-j2\pi \frac{i(j-N_t/2)}{N_t}\right). \quad (10)$$

由于 \mathbf{B}_k 为复数,在进行定位距离计算时较为复杂,因此将 ADCFR 指纹做哈达玛内积(Hadamard product),得到角度-时延信道频率功率(Angle Delay Channel Frequency Power, ADCFP)矩阵 \mathbf{C}_k , 如公式(11)所示:

$$\mathbf{C}_k \triangleq \mathbb{E} \{ \mathbf{B}_k \odot \mathbf{B}_k^* \} \in \mathbb{R}^{N_t \times N_l}. \quad (11)$$

式中: \odot 为 Hadamard 内积。

通过 Hadamard 内积变换,ADCFP 指纹相比于 ADCFR 指纹,元素个数不变,但 ADCFP 指纹是实数矩阵,ADCFP 是大小为 $N_t \times N_l$ 的实数矩阵。因此,ADCFP 指纹相对于 ADCFR 指纹在在线匹配阶段可以有更快的处理速度,减小了指纹库的存储压力,同时还有利于进行指纹压缩、聚类等处理。

类比于 ADCFP 指纹,将 CFR 指纹替换为 CIR 指纹即可得到角度-时延信道冲激功率(Angle Delay Channel Impulse Power, ADCIP)矩阵 \mathbf{E}_k , 如公式(12)和(13)所示:

$$\mathbf{D}_k = \mathbf{V}^H \mathbf{Q}_k \in \mathbb{C}^{N_t \times N_q}, \quad (12)$$

$$\mathbf{E}_k \triangleq \mathbb{E} \{ \mathbf{D}_k \odot \mathbf{D}_k^* \} \in \mathbb{R}^{N_t \times N_q}. \quad (13)$$

2.3 指纹相似度准则

本节引入适用于 ADCFP 指纹的新的相似度准

则——卡方距离。该距离通常用于衡量两个数据集之间的相似度或差异,适用于离散数据,相较于欧氏距离等度量方法,对异常值具有一定的鲁棒性,在分类问题中被广泛应用^[13]。因此使用卡方距离可以很好地反应指纹之间的相似度关系,提高在线阶段的定位精度,具体如公式(14)所示:

$$\text{Dis}_{\text{chi}}(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j) = \sum_{p=1}^{N_t} \sum_{q=1}^{N_l} \frac{(\mathbf{F}_i(p,q) - \mathbf{F}_j(p,q))^2}{|\mathbf{F}_i(p,q) + \mathbf{F}_j(p,q)|}. \quad (14)$$

式中: $\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j$ 为 i 点和 j 点的指纹矩阵; $\text{Dis}_{\text{chi}}(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j)$ 表示两点间指纹的卡方距离。

从式(14)可以看出,两个指纹之间距离值越小,表示它们相似程度越高。

2.4 次方 WKNN 匹配算法

本节基于加权 K 近邻算法提出次方 WKNN 算法,调整加权系数中距离 d_k 为次方形式,如公式(15)所示:

$$\hat{\mathbf{p}}_{x,y} = \sum_{k=1}^K w_k \cdot \mathbf{p}_{x,y}^k, w_k = \frac{1}{\sum_{k=1}^K \frac{d_k^n + \Delta d}{d_k^n + \Delta d}}. \quad (15)$$

式中: $\hat{\mathbf{p}}_{x,y}$ 为目标用户的坐标位置; $\mathbf{p}_{x,y}^k$ 为第 k 个指纹的坐标位置; w_k 就是第 k 个指纹的加权系数,并且 $\sum_{k=1}^K w_k = 1$; d_k 是第 k 个指纹与目标指纹的距离(即指纹相似度准则); Δd 是一个较小的正数,目的是避免分母为 0,意义可以忽略不计; d_k^n 为距离 d_k 的 n 次方, n 值大于 1。

相比于 WKNN 算法,该算法随着距离 d_k 的增加,权重 w_k 将迅速减小,这意味着与目标指纹相似度较低的指纹将具有更小的权重,而与目标指纹相似度较高的指纹将具有更大的权重。权重的下降速度更快,因此局部邻居的影响变得更显著。

如何选择合适的 n 值是运用该算法的关键。首先, n 值大于 1 保证了该算法可以增加距离较近指纹的权重,符合算法的性能需求。另外, n 的取值也未必越大越好,当 n 值过大时,距离较近的指纹权值太大几乎可以直接影响定位结果,那么效果相当于 K 近邻算法的 K 值取 1,也会造成较大的定位误差。

2.5 基于 ADCFP 的按行按列压缩存储方法

在离线训练阶段,为了减少指纹库的存储及搜索压力,加快在线阶段的匹配速度,本节将在保证定位精度尽量不受影响的情况下,对指纹矩阵的压缩

方法进行深入研究。所谓的指纹压缩就是去除指纹矩阵里的冗余量,通过删除矩阵中的部分元素,降低矩阵的维度和规模。

本节提出按行按列压缩的存储方法,并将该方法应用于 ADCFP 的压缩指纹提取,充分利用两个维度的信息,将大小为 $N_1 \times N_l$ 的指纹矩阵转换为简单的一维向量,得到 3 种压缩指纹。

首先将 ADCFP 指纹按行进行压缩,将得到的压缩指纹命名为水平信道频率功率 (Horizontal Channel Frequency Power, HCFP),即将 ADCFP 指纹矩阵每一行的元素求和,得到的值作为 HCFP 每一行的元素,具体如公式(16)所示:

$$[\mathbf{C}_H]_i \triangleq \sum_{j=1}^{N_l} [\mathbf{C}]_{i,j}, i \in [1, N_1]。 \quad (16)$$

式中: \mathbf{C} 为 ADCFP 指纹; \mathbf{C}_H 为 HCFP 指纹,是一个大小为 $N_1 \times 1$ 的向量,其指纹压缩率为 $\rho_1 = \frac{N_1 \times N_l}{N_1} = N_l$ 。

之后将 ADCFP 指纹按列进行压缩,将得到的压缩指纹命名为垂直信道频率功率 (Vertical Channel Frequency Power, VCFP),具体如公式(17)所示:

$$[\mathbf{C}_V]_j \triangleq \sum_{i=1}^{N_1} [\mathbf{C}]_{i,j}, j \in [1, N_l]。 \quad (17)$$

式中: \mathbf{C}_V 为 VCFP 指纹,是一个大小为 $1 \times N_l$ 的向量,其指纹压缩率为 $\rho_2 = \frac{N_1 \times N_l}{N_l} = N_1$ 。

最后将 VCFP 指纹拼接在 HCFP 指纹之后,充分利用两个维度的信息,得到的压缩指纹命名为水平垂直信道频率指纹 (Horizontal and Vertical Channel Frequency Fingerprint, HVCFF),具体如公式(18)所示:

$$[\mathbf{C}_{HV}]_n \triangleq \begin{cases} \sum_{j=1}^{N_l} [\mathbf{C}]_{n,j}, n \in [1, N_1] \\ \sum_{i=1}^{N_1} [\mathbf{C}]_{i,n-N_1}, n \in [N_1+1, N_1+N_l] \end{cases}。 \quad (18)$$

式中: \mathbf{C}_{HV} 为 HVCFF 指纹,是一个大小为 $1 \times (N_1 + N_l)$ 的向量,其指纹压缩率为 $\rho_3 = \frac{N_1 \times N_l}{N_1 + N_l}$ 。

从 3 个压缩指纹的压缩率可以看出,由于 N_1 和 N_l 的取值均较大,因此该方法可以得到很好的压缩效果,大大节省指纹库的存储空间;同时,该压缩方法得到的压缩指纹不需要像三元表法等在线阶段进行矩阵复原,可以直接用于在线阶段的指纹定位,因此可以有效提升在线阶段的定位速度。

2.6 基于 ADCFP 的中心到达角聚类算法

对于指纹库规模较大的情况,将待定位点和指纹库中的指纹逐个比较会消耗大量的时间。聚类算法的原理是将指纹库中的指纹根据距离或相似度关系分为若干个小类,在进行指纹匹配时,首先判断待定位点属于哪一个聚类,之后只需要和该类指纹库中的数据进行比对即可,从而极大地减少指纹比对的次数,有效提升定位速度。

根据 ADCFP 指纹的信道功率在角度域上呈现较为集中的特点,本文引入 CAOA 聚类算法,充分利用其角度谱的特点。该算法的基本原理是:首先划分若干个 CAOA 的区间范围,之后计算出指纹库中各个指纹的 CAOA,并根据其 CAOA 的大小划分到指定的区间,即某一个或者多个聚类中。在线定位阶段,确定待定位点 CAOA 所属的聚类,并与该类中的指纹进行比对完成指纹定位。由于同一个指纹可能存在于多个聚类中,所以该方法为模糊聚类。

首先需要定义 CAOA 的求解方法,以 ADCFP 为例,如公式(19)所示:

$$\alpha_i = \arg \max_{m \in (1, N_l)} \left(\sum_{j=1}^{N_l} [\mathbf{F}_i]_{m,j} \right)。 \quad (19)$$

式中: \mathbf{F}_i 是 ADCFP 指纹; α_i 是该指纹对应的 CAOA, α_i 的取值范围是 $1 \sim N_l$,且只能为整数。由于在散射环境下会存在角度扩散,因此每一个聚类应该是一个角度范围, $[\alpha_i - \Delta\alpha, \alpha_i + \Delta\alpha]$, $\Delta\alpha$ 是最大的角度偏移量。

CAOA 聚类方法最多可以分为 N_l 个聚类,且由于该算法是模糊聚类,因此相比于 K 均值聚类^[3],在线阶段指纹比对的次数会增多,定位精确度会大大提升。

3 仿真与分析

3.1 仿真参数设置

仿真一个典型的蜂窝无线传输环境,考虑配置均匀面阵的基站位于一个无线蜂窝小区中心 (0 m, 0 m, 0 m) 处,待定位区域是其中的一个子区域,其中随机均匀分布着密度为 $0.02/\text{m}^2$ 的众多散射体,使得待定位用户的指纹信息可以沿着 40 条子路径传送到接收端。

为体现大规模 MIMO 特性和室内环境 (如大型商超、体育馆、高铁站等) 定位需求^[21],天线个数取值为 128 根,网格边长取值为 3 m。实验过程中,在待定位区域中随机生成 1 000 个待定位的测试点。待定位区域的参数设置具体如表 1 所示。

表 1 定位区域参数设置

参数	值
基站位置 BPos/m	(0,0,0)
半径 RLos/m	60
宽度 WLos/m	40
高度 HLos/m	20
角度范围 ALos/(°)	20

仿真中的具体系统模型参数配置采用 5G NR^[22] 中的标准,并在表 2 中给出。

表 2 系统模型参数设置

参数	值
OFDM 带宽 B_w /MHz	80
OFDM 采样频率 SF/MHz	122.88
采样间隔 $T_s/\mu\text{s}$	$1/(2 \cdot B_w)$
循环前缀间隔 $T_g/\mu\text{s}$	4.7
子载波间隔 $\Delta f/\text{kHz}$	15
OFDM 符号间隔 T_c/ms	$1/\Delta f$

3.2 ADCFP 指纹矩阵的定位性能仿真

为了更全面地评估本文所提出的指纹矩阵的性能,将其与当前文献中的先进指纹矩阵进行比较。针对 ADCFP 指纹以 ADCIP^[19]、IRCPM^[19]、FRCPM^[19] 和 ADCPM^[18] 4 种指纹为参照在相同散射环境下进行定位性能的仿真,指纹相似度准则选取曼哈顿距离,匹配算法选取 WKNN 算法,指纹矩阵未经过压缩处理,指纹库采取 CAO 聚类算法。不同指纹矩阵的定位性能比较结果如表 3 所示,其中可靠性对应于 2 m 精度,定位误差的累积分布函数如图 4 所示。

表 3 不同指纹矩阵的定位性能比较

指纹矩阵	平均定位误差/m	可靠性/%	定位时长/s
本文 ADCIP	1.180 6	79.4	96.48
IRCPM ^[19]	1.171 8	79.5	142.95
FRCPM ^[19]	1.069 3	89.1	158.23
ADCPM ^[18]	1.386 5	72.4	115.75
本文 ADCFP	1.068 6	89.2	102.40

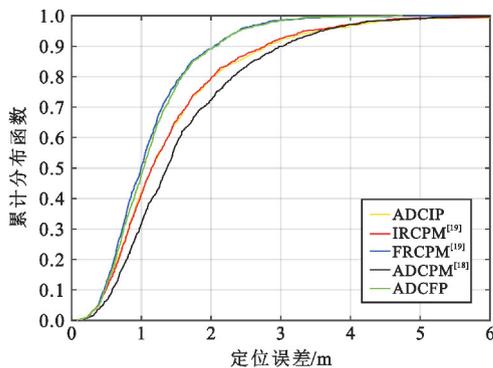


图 4 定位误差的累积分布函数

从仿真结果可以看出,平均定位误差从小到大的顺序为 ADCFP、FRCPM、IRCPM、ADCIP 和 ADCPM,其中 ADCFP 指纹的定位精度最高,仅 1.068 6 m,是网格边长的 35.62%。此外,使用 ADCFP 指纹定位,89.2% 的测试点定位误差均在 2 m 之内;虽然 FRCPM 指纹定位可靠性与 ADCFP 指纹相差较小,但是其定位时长为 158.23 s,约为 ADCFP 的 1.5 倍。ADCIP 指纹定位时长最短,但其性能均劣于 ADCFP。综合可见,ADCFP 具有更高的定位精度与更短的定位时长。

3.3 卡方距离的性能验证

针对经典的 WKNN 算法中度量相似距离多采用简单的闵可夫斯基 (Minkowski) 距离 (包括欧氏距离和曼哈顿距离等),将新提出的卡方距离以欧氏距离和曼哈顿距离为参照,在相同散射环境下进行定位性能的仿真,匹配算法选取 WKNN 算法,指纹矩阵未经过压缩处理,指纹库采取 CAO 聚类算法。由于 ADCPM、ADCIP 以及 IRCPM 指纹矩阵存在稀疏性,即矩阵中存在大量零值,在计算其卡方距离时会出现分母为零的情况,无法正确反映指纹间的相似程度,因此本小节仅基于 ADCFP 和 FRCPM 两种指纹矩阵进行对比讨论。基于不同相似度准则的定位性能比较结果如表 4 所示,其中,曼哈顿距离、欧氏距离、卡方距离对应的数值均为平均定位误差,可靠性对应于采用卡方距离时达到 2 m 精度。ADCFP 基于不同相似度准则的定位误差累积分布函数如图 5 所示,FRCPM 基于不同相似度准则的定位误差累积分布函数如图 6 所示。

表 4 不同相似度准则的定位性能比较

指纹矩阵	曼哈顿距离/m	欧氏距离/m	卡方距离/m	可靠性/%	定位时长/s
ADCFP	1.068 6	1.165 0	1.008 4	90.0	123.26
FRCPM	1.069 3	2.665 5	1.025 0	89.7	180.14

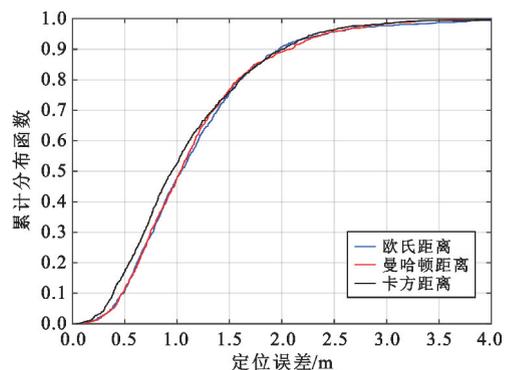


图 5 ADCFP 基于不同相似度准则的定位误差累积分布函数

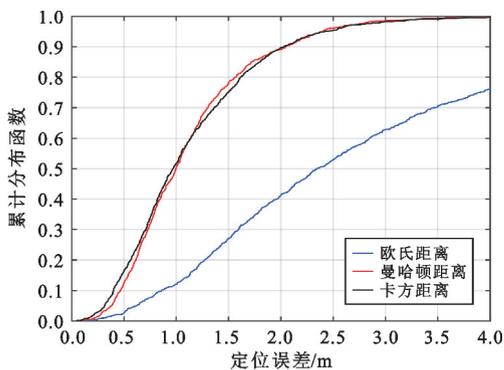


图6 FRCPM 基于不同相似度准则的定位误差累积分布函数

从仿真结果可以看出,对于 ADCFP 和 FRCPM 指纹,定位误差从小到大的顺序均为卡方距离、曼哈顿距离和欧氏距离,说明三维空间下使用卡方距离作为相似度准则可以有效提升定位精度。

此外,无论使用哪种相似度准则,ADCFP 的平均定位误差均小于 FRCPM,且均是使用卡方距离时定位误差最小。对于 ADCFP 指纹,卡方距离的平均定位误差为 1.008 4 m,是网格边长的 33.61%,相较于曼哈顿距离的平均定位误差降低了 5.63%。虽然定位时长较使用曼哈顿距离稍有增加,但仍在可接受范围。在可靠性方面,ADCFP 指纹可达到 90.0%,FRCPM 指纹可达到 89.7%,较 3.2 节使用曼哈顿距离可靠性均有所提高。

3.4 次方 WKNN 匹配算法的性能

本小节针对改进的次方 WKNN 匹配算法进行定位精度的仿真研究,主要目标是探讨次方值的变化与平均定位误差之间的关系,从而找出最适合 ADCFP 指纹矩阵的次方值。

为避免研究结果受到特例情况影响,仍选取 FRCPM 作为参照指纹。指纹相似度准则选取卡方距离,指纹矩阵未经过压缩处理,指纹库采取 CAO A 聚类算法。选取的匹配算法分别为 WKNN 算法和 4 种次方 WKNN 算法,K 值取 4。

两种指纹矩阵在不同次方 WKNN 算法下平均定位误差折线对比如图 7 所示,可以看出,无论次方 WKNN 算法的次方值取何值,ADCFP 矩阵的定位精度均优于 FRCPM 指纹。同时在计算平均定位误差时为方便运算,次方值分别选取了 1,3/2,2,5/2,3,7/2,4 共 7 种取值。次方值必须大于 1 才能保证 WKNN 算法满足距离较近的点权重较大、距离较小的点权重小的定位需求,而随着次方值的增大,可以明显看出两种指纹的平均定位误差变化趋势均是先减

小后增大的。这是由于当次方值过大时,权重的下降速度将变得很快,距离较近的指纹权重过大,对指纹定位结果的影响是决定性的,从而忽略了距离较远指纹的影响,因此定位误差会逐渐增大。

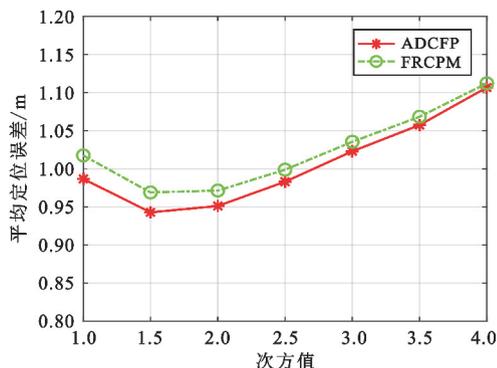


图7 两种指纹矩阵在不同次方 WKNN 算法下平均定位误差折线对比

当次方值大于等于 3 时,与经典的 WKNN 算法相比,所提方法在定位精度上表现出明显的劣势,因此后续不做讨论。ADCFP 指纹在不同次方 WKNN 算法下定位误差的累积分布函数如图 8 所示,FRCPM 指纹在不同次方 WKNN 算法下定位误差的累积分布函数如图 9 所示。

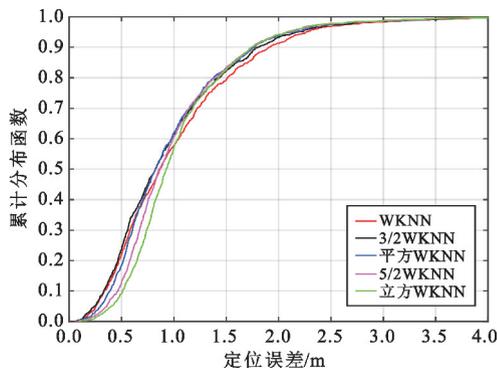


图8 ADCFP 在不同次方 WKNN 算法下定位误差的累积分布函数

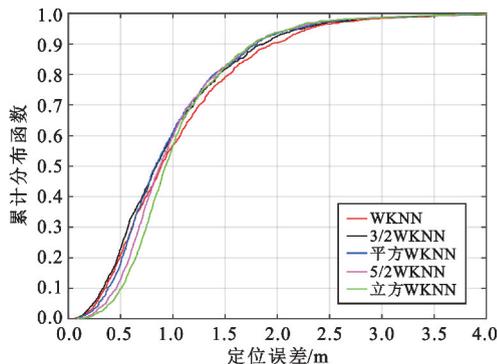


图9 FRCPM 在不同次方 WKNN 算法下定位误差的累积分布函数

两种指纹均在使用 3/2WKNN 算法时平均定位误差达到最小,其中 ADCFP 指纹的平均定位误差为 0.943 0 m,是网格边长的 31.43%;FRCPM 指纹的平均定位误差为 0.969 1 m,是网格边长的 32.30%。在使用 WKNN 算法时,ADCFP 指纹的平均定位误差为 0.986 9 m,是网格边长的 32.90%;FRCPM 指纹的平均定位误差为 1.017 7 m,是网格边长的 33.92%。由此可以得出,三维空间下 ADCFP 指纹的最佳匹配算法为 3/2WKNN 算法,较传统 WKNN 算法的平均定位误差降低了 4.45%。

3.5 基于 HVCFF 指纹的聚类算法仿真

本小节针对硬聚类算法中典型代表 K 均值聚类算法和引入的 CAO A 聚类算法进行定位性能的仿真研究。基于原始 ADCFP 指纹和压缩后的 HVCFF 指纹,在相同散射环境下分别从在线匹配阶段的定位速度和定位精度两个角度对无聚类、CAOA 聚类以及 K 均值聚类算法的效果进行分析。其中,指纹相似度准则选取卡方距离,匹配算法选取 3/2WKNN 算法(K 值取 4),计算目标区域中 1 000 个待定位点的总定位时长。ADCFP 和 HVCFF 在不同聚类算法下的总定位时长柱状对比如图 10 所示,3 种聚类情况下的平均定位误差柱状对比如图 11 所示。

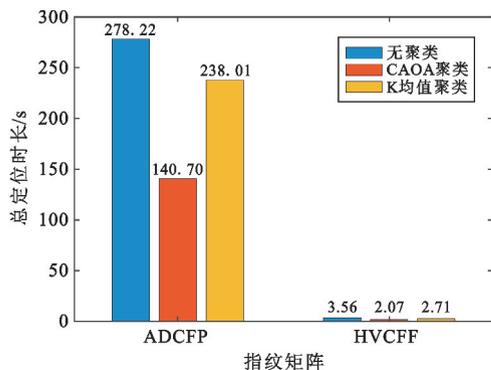


图 10 ADCFP 和 HVCFF 在不同聚类算法下的总定位时长柱状对比(保留两位小数)

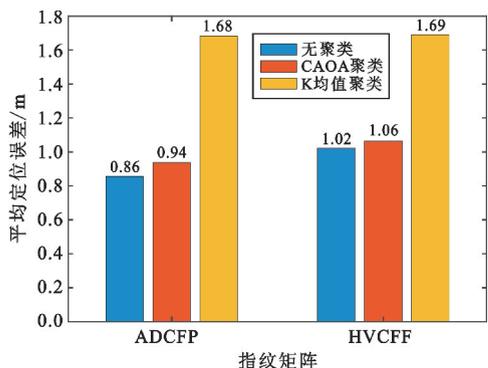


图 11 ADCFP 和 HVCFF 在不同聚类算法下的平均定位误差柱状对比(保留两位小数)

从图 10 中可以看出,无论是 ADCFP 还是 HVCFF 指纹,相比于无聚类情况,CAOA 聚类算法和 K 均值聚类算法的总定位时长都有所缩短,说明这两种算法均能有效提升在线阶段的定位速度。其中,CAOA 聚类算法的总定位时长最短,对于 ADCFP 指纹,其定位总时长为 140.70 s,是无聚类情况下的 50.57%;对于 HVCFF 指纹,其定位总时长为 2.070 1 s,是无聚类情况下的 58.22%。

从图 11 中可以看出,两种指纹矩阵 3 种聚类情况下的平均定位误差从小到大的顺序均为无聚类、CAOA 聚类和 K 均值聚类。而无聚类和 CAO A 聚类的情况下,定位误差相差不大,均在 1 m 左右,其中,HVCFF 指纹在 CAO A 聚类下的平均定位误差为 1.063 4 m,是网格边长的 35.45%;而 K 均值聚类的平均定位误差明显大于未聚类情况,HVCFF 指纹在 K 均值聚类下的平均定位误差为 1.690 1 m,是无聚类情况下误差的 1.66 倍。

综合定位速度以及定位精度仿真可以看出,基于 HVCFF 指纹的 CAO A 聚类算法在定位速度上提升为未聚类情况下的 1.72 倍,而定位精度仅下降 4.14%;基于 ADCFP 指纹的 CAO A 聚类算法在平均定位误差上较 K 均值聚类算法降低了 44.05%。由此可以得出结论,三维空间下指纹定位最优的聚类算法为 CAO A 聚类算法,在提升定位速度的同时能尽可能地保证定位精度。

4 结束语

本文提出了一种 5G 大规模 MIMO 背景下三维室内空间移动终端指纹定位方案,旨在解决现有指纹定位技术存在的指纹数据量过大、三维空间定位适应性不足等问题,对指纹定位关键技术进行改进。实验证明,三维空间下结合卡方距离、3/2WKNN 算法与 CAO A 聚类算法,基于 ADCFP 指纹的指纹定位精度可达 0.938 6 m,实现了平均定位误差的最小化;ADCFP 指纹矩阵 2 m 定位精度可靠性可达 89.2%,平均定位误差与总定位时长相较于传统算法均有明显提升。

本文的研究停留在静态的环境中,下一步将研究动态环境中的定位情况,进一步提高定位性能。

参考文献:

- [1] XIAO Z,ZENG Y. An overview on integrated localization and communication towards 6G [J]. Science China :

- Information Sciences, 2022, 65: 1–46.
- [2] VO Q D, DE P. A survey of fingerprint-based outdoor localization [J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2016, 18(1): 491–506.
- [3] MOGYOROSI F, REVISNYEI, PASIC A, et al. Positioning in 5G and 6G networks—a survey [J]. Sensors, 2022, 22(13): 1–25.
- [4] SHIN K, MCCONVILLE R, METATL O, et al. Outdoor localization using BLE RSSI and accessible pedestrian signals for the visually impaired at intersections [J]. Sensors, 2022, 22(1): 1–15.
- [5] PRAKASH V C, NAGARAJAN G. A hybrid RSS-TOA based localization for distributed indoor massive MIMO systems [C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Emerging Current Trends in Computing and Expert Technology. Chennai: Springer, 2020: 1359–1370.
- [6] SOSTARIC D, MESTER G. Drone localization using ultrasonic TDOA and RSS signal: integration of the inverse method of a particle filter [J]. FME Transactions, 2020, 48(1): 21–30.
- [7] HUA J, YIN Y, WANG A, et al. Geometry-based non-line-of-sight error mitigation and localization in wireless communications [J]. Science China: Information Sciences, 2019, 62: 1–15.
- [8] ZHU X, QU W, QIU T, et al. Indoor intelligent fingerprint-based localization: principles, approaches and challenges [J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2020, 22(4): 2634–2657.
- [9] ALAMU O, IYAOMOLERE B, ABDULRAHMAN A. An overview of massive MIMO localization techniques in wireless cellular networks: recent advances and outlook [J]. Ad Hoc Networks, 2021, 111: 1–59.
- [10] GUO X, ELIKPLIM N R, ANSARI N, et al. Robust WiFi localization by fusing derivative fingerprints of RSS and multiple classifiers [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(5): 3177–3186.
- [11] DING W, CHANG S, LI J. A novel weighted localization method in wireless sensor networks based on hybrid RSS/AoA measurements [J]. IEEE Access, 2021, 9: 150677–150685.
- [12] TONG X, WAN Y, LI Q, et al. CSI fingerprinting localization with low human efforts [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020, 29(1): 372–385.
- [13] ZHAO L, DAI H Y, LANG L, et al. An adaptive filtering method for cooperative localization in leader-follower AUVs [J]. Sensors, 2022, 22(13): 1–17.
- [14] CHEN L, AHRIZ I, RUYET D. AoA-aware probabilistic indoor location fingerprinting using channel state information [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(11): 10868–10883.
- [15] GANTE J, FALCAO G, SOUSA L. Beamformed fingerprint learning for accurate millimeter wave positioning [C]//Proceedings of 2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference. Chicago: IEEE, 2018: 1–5.
- [16] WEI C, XU K, SHEN Z, et al. Joint AOA-RSS fingerprint based localization for cell-free massive MIMO systems [C]//Proceedings of 2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications. Chengdu: IEEE, 2020: 590–595.
- [17] LI C, TROGH J, PLETS D, et al. CRLB-based positioning performance of indoor hybrid AoA/RSS/ToF localization [C]//Proceedings of 2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. Pisa: IEEE, 2019: 1–6.
- [18] SUN X, GAO X, LI G Y, et al. Single-site localization based on a new type of fingerprint for massive MIMO-OFDM systems [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 6134–6145.
- [19] 齐传艺. 5G 终端指纹定位算法及指纹库构建方法研究 [D]. 南京: 东南大学, 2022.
- [20] 贾鹏飞, 张月霞. 5G 超密集网络下的室内压缩重构指纹定位算法 [J]. 电讯技术, 2021, 61(11): 1419–1423.
- [21] SUN X, WU C, GAO X, et al. Fingerprint-based localization for massive MIMO-OFDM system with deep convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(11): 10846–10857.
- [22] PATRICIELLO N, LAGEN S, BOJOVIC B, et al. An E2E simulator for 5G NR networks [J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2019, 96: 1–46.

作者简介:

贺晨琳 女, 1999 年生于山西忻州, 2021 年获学士学位, 现为硕士研究生, 主要研究方向为 5G 大规模 MIMO 指纹定位。

王霄峻 男, 1975 年生于江苏东台, 2009 年获博士学位, 现为教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信中的定位和无线分布式网络。

汪磊 男, 1988 年生于江苏南京, 2018 年获博士学位, 现为副教授, 主要研究方向为全介电超表面、全息技术、非线性纳米光学及其在新型无线通信系统中的应用。