

5G信道状态信息信号质量及指纹定位性能分析

程振豪, 李林阳, 郭文卓, 赖路广, 赵冬青

5G channel state information signal quality and positioning performance analysis

CHENG Zhenhao, LI Linyang, GUO Wenzhuo, LAI Luguang, and ZHAO Dongqing

引用本文:

程振豪, 李林阳, 郭文卓, 等. 5G信道状态信息信号质量及指纹定位性能分析[J]. 全球定位系统, 2024, 49(2): 16–22. DOI: [10.12265/j.gnss.2023119](https://doi.org/10.12265/j.gnss.2023119)

CHENG Zhenhao, LI Linyang, GUO Wenzhuo, et al. 5G channel state information signal quality and positioning performance analysis[J]. *Gnss World of China*, 2024, 49(2): 16–22. DOI: [10.12265/j.gnss.2023119](https://doi.org/10.12265/j.gnss.2023119)

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12265/j.gnss.2023119>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于5G毫米波到达时间差的室内定位算法

Indoor location algorithm of TDOA based on 5G

全球定位系统. 2021, 46(2): 1–6

基于RSSI联合算法的二维室内定位系统设计与实现

Design and implementation of indoor 2D positioning system based on RSSI joint algorithm

全球定位系统. 2021, 46(6): 78–83

5G基站的改进加权质心室内定位算法

Improved weighted centroid indoor positioning algorithm for 5G base stations

全球定位系统. 2021, 46(6): 44–48

基于改进AP选择的融合随机森林室内定位算法

Indoor location algorithm based on improved AP selection and random forest fusion

全球定位系统. 2021, 46(5): 33–38

基于PCA-SMO的CSI指纹定位方法

Fingerprint positioning method of CSI based on PCA-SMO

全球定位系统. 2021, 46(1): 13–19

一种基于智能手机四向RSS指纹的室内定位方法

An indoor location method based on smart phone's RSS fingerprint in four directions

全球定位系统. 2021, 46(5): 48–54



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

5G 信道状态信息信号质量及指纹定位性能分析

程振豪, 李林阳, 郭文卓, 赖路广, 赵冬青

(信息工程大学地理空间信息学院, 郑州 450001)

摘 要: 5G 信道状态信息 (channel state information, CSI) 具有丰富的特征信息, 是一种理想的指纹定位信号, 但信号质量易受环境干扰, 对定位性能影响较大. 为了分析不同因素对 5G 信号质量和定位性能的影响程度, 本文首先阐述了 5G 信号特征和基于支持向量回归 (support vector regression, SVR) 的定位算法, 分析了数据采集时终端的高度、方向、人体遮挡等因素对信号质量的影响, 测试了客厅、小办公室和中型会议室三种场景下的定位性能. 结果表明: 5G 信号质量受周围环境影响较大, 在干扰较小的情况下, 基于 5G CSI 的位置指纹定位算法在三种场景下的定位精度分别为 0.93 m、1.46 m 和 1.94 m, 能够满足大多数室内定位应用需求.

关键词: 5G; 信道状态信息 (CSI); 位置指纹; 室内定位; 支持向量回归 (SVR)

中图分类号: P228; P209

文献标志码: A

文章编号: 1008-9268(2024)02-0016-07

0 引言

位置指纹定位是一种通过比对实测信号与数据库中位置指纹信息来完成位置确定的方法, 有着原理简单、使用方便等优点, 广泛应用于各种室内定位场景. 用来构建数据库的位置指纹信息通常是无线信号的接收信号强度 (received signal strength, RSS), 但 RSS 仅体现了信道中多路子载波叠加后的总体特征值, 数值上下波动不够稳定, 不同设备测量值间存在较大差异, 所以基于 RSS 的指纹定位精度较低^[1-2]. 而信道状态信息 (channel state information, CSI) 包含了各个子载波的幅值和相位等信息, 具有更加细粒度的特征, 更适宜作为指纹特征进行定位. 随着 5G 技术的广泛应用, 使用正交频分复用技术获取的 5G 系统 CSI, 较 Wi-Fi 等技术具有更加丰富的 CSI 特征信息^[3-4], 数据可以在不同频率子载波上进行调制传输, 各子载波所具有的频率和相位信息也不尽相同, 具有更细粒度和频率分集等特性, 能反映出因环境不同而产生的信号变化, 因此, 基于 5G CSI 的位置指纹有助于提升指纹定位性能^[5].

不少学者已开展基于 CSI 信号的室内定位研究. 文献 [6] 将 Wi-Fi CSI 作为指纹信息, 基于概率的指纹匹配算法, 将 CSI 信息进行卷积神经网络计算, 得到了亚米级精度的室内位置. 文献 [7] 采用 CSI 作为

指纹向量, 在降噪处理后结合行人航位推算方法 (pedestrian dead reckoning, PDR), 在办公室环境下定位精度可以达到亚米级. 文献 [8] 基于仿真生成的 5G 新空口 (new radio, NR) CSI 信息, 使用光线追踪通道模型进行室内外定位实验, 在准确性和抗干扰性方面均有很好的结果. 文献 [9] 在城市地区采集 5G NR CSI 用于训练卷积神经网络, 在特定环境中单基站定位精度可以达到米级. 文献 [10] 使用 5G CSI 辅助惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU), 在仿真实验中定位精度可达亚米级别.

但是这些研究大多基于仿真分析, 实验场景不够丰富, 而位置指纹定位受数据库中指纹信号特征影响较大, 针对 CSI 数据质量及各种影响信号质量的因素展开深入研究显得十分重要必要. 本文首先介绍了基于 CSI 指纹定位的基本原理, 然后对比分析了客厅环境下的 CSI 信号质量, 并利用支持向量回归 (support vector regression, SVR) 算法对两种不同场景下的实测数据进行定位测试, 统计了定位精度, 得出了有价值的结论, 为进一步开展 5G CSI 定位及其他应用研究提供参考.

1 基于 CSI 的指纹定位

位置指纹定位主要分为两个阶段: 建库阶段和定

收稿日期: 2023-06-08

资助项目: 国家自然科学基金 (41774037, 42104033)

通信作者: 赵冬青 E-mail: dongqing.zhao@hotmail.com

位阶段. 在建库阶段, 通过采集每个参考点 (reference point, RP) 的信号特征数据, 将各 RP 位置标签及对应的信号特征数据集进行联合, 建立位置指纹数据库; 在定位阶段, 将待测点的信号特征数据与指纹数据库中的指纹信息进行对比, 利用聚类最近邻^[11]、深度学习^[12]等算法寻求最佳匹配的指纹, 匹配指纹的位置标签即为待测点的预测位置. 指纹库的建立是位置指纹定位系统的关键, 天线朝向和高度、人体遮挡、物品摆放等都可能影响指纹库数据质量, 因此指纹特征越丰富, 指纹的唯一性就越明显, 匹配定位就越准确. 在基于 CSI 的指纹定位中, CSI 数据质量会受到衰减、非视距传播、多径、吸收等多种因素干扰, 直接影响到指纹库质量和最终定位精度, 分析各种干扰因素对 CSI 数据质量的影响是十分有必要的.

1.1 5G CSI 数据获取

CSI 反映的是发射端和接收端之间信号传播特征, 包含了信号传输、信号散射、环境衰弱、距离衰减等信息^[13]. 在 5G 无线网络中, 发射天线 ρ 与接收天线 τ 间的第 ν 个子载波上的接收信号 ψ 可以表示为

$$\psi_{\tau}^{\rho}(\nu) = \mathbf{H}_{\tau}^{\rho}(\nu) \times \xi_{\rho}^{\tau}(\nu) + \varepsilon_{\tau}^{\rho}(\nu) \quad (1)$$

式中: $\xi_{\rho}^{\tau}(\nu)$ 为发射信号; $\varepsilon_{\tau}^{\rho}(\nu)$ 为高斯白噪声; $\mathbf{H}_{\tau}^{\rho}(\nu)$ 为频域信道频率响应 (channel frequency response, CFR), CFR 包含了幅值和相位信息, 可以用下式描述

$$\mathbf{H}_{\tau}^{\rho}(\nu) = \|\mathbf{H}_{\tau}^{\rho}(\nu)\| e^{j\angle \mathbf{H}_{\tau}^{\rho}(\nu)} \quad (2)$$

式中, $\|\mathbf{H}_{\tau}^{\rho}(\nu)\|$ 和 $\angle \mathbf{H}_{\tau}^{\rho}(\nu)$ 分别代表其振幅响应和相位响应.

本文采集的 CSI 数据是 5G NR 信道冲击响应的 60 个离散采样值, 即 60 个子载波的幅值信息. 采用每一条子载波的幅值信息作为指纹数据库的指纹信息. 采样频率为 50 Hz, 在每个点处采集 5 s, 采集的数据在经过处理后可以表示成 250×60 的矩阵 $\mathbf{H}$, 如式 (3) 所示. 矩阵中每个元素都是以 $a + bi$ 复数形式表示的, 故每条载波的幅值信息 $s = \sqrt{a^2 + b^2}$.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} H_{11} & \cdots & H_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ H_{m1} & \cdots & H_{mn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, $m = 250, n = 60$. 根据每条子载波的幅值即可计算信号的质量, 信号质量计算公式为 $\text{SNR} = P_1/P_2$, P_1 为信号能量; P_2 为噪声能量, 其中信号 $f(t)$ 在 t 处的瞬时功率的计算公式为 $E = |f(t)|^2$, $f(t)$ 为瞬时幅度, 能量为瞬时功率的积分值, 公式为 $P = \int E \cdot dt$.

图 1 描述了某点在一段时间内接收到一个基站的 CSI 幅值数据, 可以看出相同环境下不同子载波的

幅值信息会有所不同, 但在该时间内又保持相对稳定, 因此可以由这些幅值信息来粗略估计待测点位置.

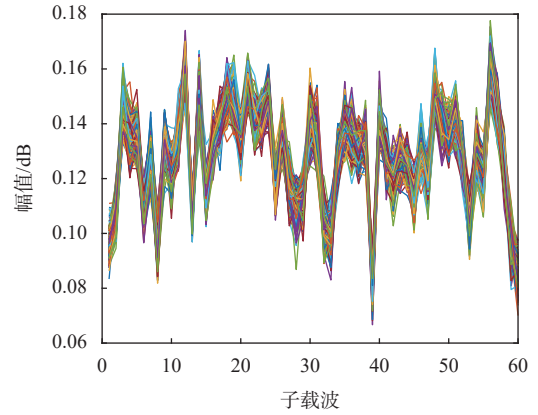


图 1 某点测得的单基站 5G CSI 数据

1.2 基于 SVR 的指纹定位

支持向量机 (support vector machine, SVM) 的回归定位算法称为支持向量回归 (support vector regression, SVR). 其使用与 SVM 相同的原理, 对于非线性数据可以通过核函数方法进行回归预测, 具有良好的稀疏性和稳健性.

位置指纹库描述的是离散点上接收到的信号特征信息, 由无线电信号传播模型可知特征值变化也是非线性的, 因此本文采用基于高斯核函数的 SVR 进行指纹定位. 在二维平面上, SVR 通过构建一条线, 使距离线最远的样本点之间的间隔最大. 在高维空间中, SVR 通过构建一个超平面使距离超平面最远的样本的之间的间隔最大, 也即建立一条隔离带, 使得样本点都落在隔离带内^[14].

回归超平面可以定义为一个线性方程

$$f(x) = \mathbf{W}^T \cdot \mathbf{X} + b \quad (4)$$

式中: $\mathbf{W} = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 是一个法向量; n 为特征值个数; $\mathbf{X}$ 为训练样本; b 为超平面与原点之间的距离. 因此, 只要确定了法向量 $\mathbf{W}$ 和距离 b , 就可以唯一地确定一个回归超平面.

当数据在输入空间非线性不可分时, 可以使用核函数将数据映射到高维核空间使其线性可分. 结合指纹数据库非线性特点, 本文选取径向基函数 (radial basis function, RBF) 作为核函数. RBF 又称为高斯核函数, 其表达式为

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{u}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为输入向量; $\mathbf{u}$ 为核函数中心; σ 为核函数的宽度参数, 决定了函数作用范围.

回归超平面的拟合函数为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) \times K(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + b \quad (6)$$

式中: m 为样本数量; α_i^* 、 α_i 为解算 W 时引入的拉格朗日乘子; b 为偏置 [15]。

在本文的 CSI 位置指纹定位实验中, 首先将实验区域内所有选定点按 $1, 2, \dots, n$ 进行标记, 则第 m 个点处的 CSI 值表示为 $\text{CSI}_m = \{\text{CSI}_m^1, \text{CSI}_m^2, \dots, \text{CSI}_m^{60}\}$, 对应的位置标签为 (x_m, y_m) , 在经过数据预处理后每条子载波的信号幅值均用向量表示。在构造指纹库数据集时, 将每条子载波与相应的位置标签进行拼接, 训练时位置标签 x 和 y 坐标作为模型的输出部分, 子载波向量作为模型的输入部分, 基于此构建 SVR 模型。通过不断地修改惩罚因子对模型进行调节直至结果达到最优, 模型训练完成后, 将模型进行保存。在线定位阶段将实时采集的测试数据进行预处理后输入到训练好的模型中, 即可得到该指纹数据相对应的估计位置 (x, y) 。算法流程如图 2 所示。因为每条子载波都会预测出一个位置, 数量较多, 因此最终的预测结果取所有预测值加权平均之后的值, 然后据此计算其标准差。

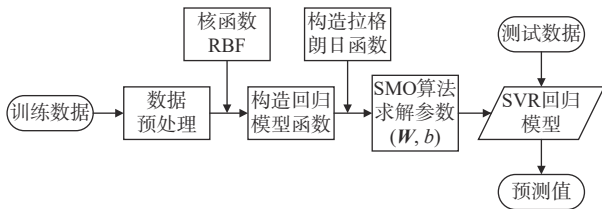


图 2 SVR 算法流程图

2 实验与分析

为了评估 5G NR CSI 信号质量及其在不同场景下的定位性能, 本文在室内环境下采集了三组数据, 并以标准差作为衡量每点处定位结果的标准, 统计分析其最大、最小以及平均定位误差。数据采集设备采用两套武汉大学研制的 5G 定位实验平台, 利用笔记本电脑解析接收到的 5G NR 信号, 配套的 GNU Radio 软件用于实时监测 5G 信号的发射情况。

2.1 信号质量评估实验

为了测试不同干扰对 5G 信号质量的影响, 实验选择在实验楼内的一处廊厅里, 区域内所有采样点左右间隔均为 2 m, 发射端放置在区域中心, 高度为 0.8 m, 每个点的数据采集时长为 5 s, 实验布局如图 3 所示。实验在 6 号点处采集接收端端高度 0 m、0.8 m、1.7 m、

人体遮挡、天线朝向等五组数据, 探讨不同因素对 5G 数据质量的影响。为了确保数据的稳定性, 在每点处采集 5 次数据, 计算其信号质量均值, 实验结果如表 1 所示。

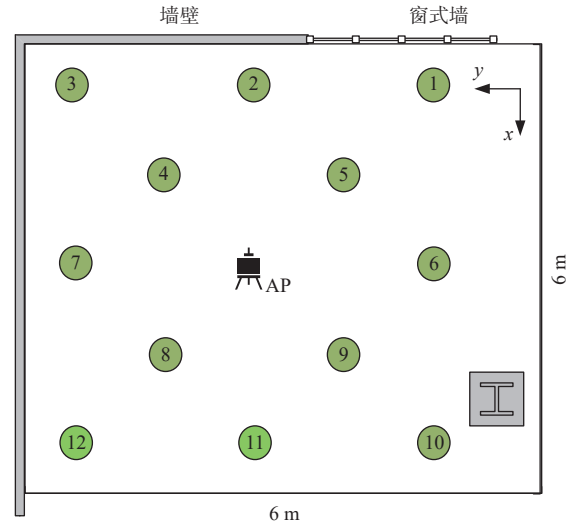


图 3 信号质量评估实验布局图

表 1 特殊点位的信号质量

外部环境	0 m	0.8 m	1.7 m	天线反向	人体遮挡
信号质量/dB	1.57	14.15	2.59	6.88	0.77

当接收端高度从 0.8 m 变为 0 m 和 1.7 m 时, 信号质量明显降低, 说明收发端的高度对 CSI 数据质量具有一定的影响, 因此在采集数据时要尽量保持收发端高度一致; 天线朝向从对向 (也即天线高度为 0.8 m 时的信号质量) 变为反向时, 信号质量也跟着发生变化, 因此在采集数据时要保持收发端天线前后一致, 以减少额外误差的影响; 有人体遮挡时信号质量较差, 与前文所述 5G 信号高频、穿透能力弱相一致。这也说明 CSI 数据对于人体干扰比较敏感, 因此在离线阶段建立指纹数据库的时候要充分分析定位范围的人员活动特点, 并且可基于此进行相应的人体行为模式识别。

为了进一步验证影响因素, 计算区域内所有点的定位精度。在没有任何干扰情况下在每个点处采集 1 组数据, 并给其加上位置标签当作位置指纹库。然后在每个点处分 5 种情况采集 5 组数据, 并使用标准差作为其评价指标。5 组数据其中 1 组为对照组, 对照组天线为对向, 天线高度为 0.8 m 且采集数据时没有任何干扰。对廊厅区域内所有采样点的标准差进行统计, 统计结果如图 4 所示。

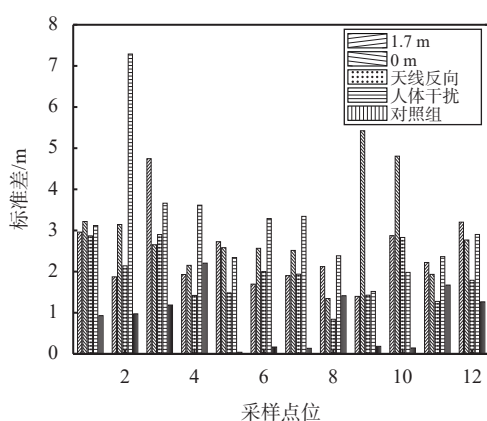


图4 点位标准差分布图

根据图4的统计结果可以看出,在整体环境下有人体干扰时整体定位精度最低,因为有人体遮挡时影响信号的传播,干扰信号的稳定性,进一步说明人体对5G信号影响较大,因此在采集指纹库数据时人体与天线要保持一定的距离;当天线高度为0 m时,总体定位效果不如高度为0.8 m以及1.7 m时,是因为天线在地面上时会接收到地面反射的信号,与正常信号叠加影响信号质量,进而影响定位效果.天线方向为反向时定位效果不如对照组,这说明天线的朝向不同定位效果也会不同,因此建立指纹库时要保持天线的一致性.

2.2 小场景定位实验

为验证5G CSI在复杂小场景中的定位性能,实验选择在放置了若干工位的办公室内,面积约35 m².区域内所有采样点左右间隔均为2 m,天线朝向均为对向,且无其他干扰因素影响.

在该小场景内共采集8个点的信道状态信息,每个点位采集5次,采集时长为5 s.选择其中前4次作为训练样本,后一次为测试样本,训练数据和测试数据的比重为4:1.发射端放置在区域中心,实验场景与设备布置如图5所示.

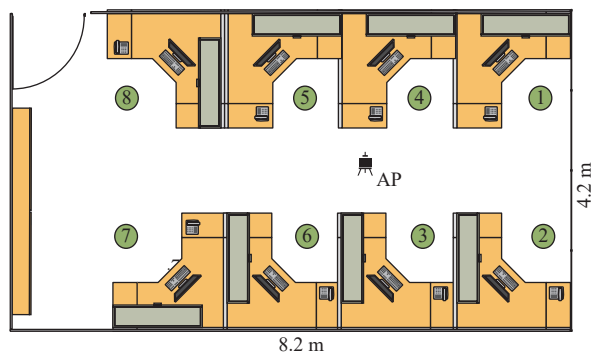


图5 小型办公室内定位实验布局图

对办公室内所有采样点的标准差进行统计,统计结果如图6所示.

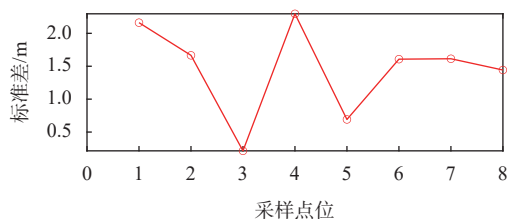


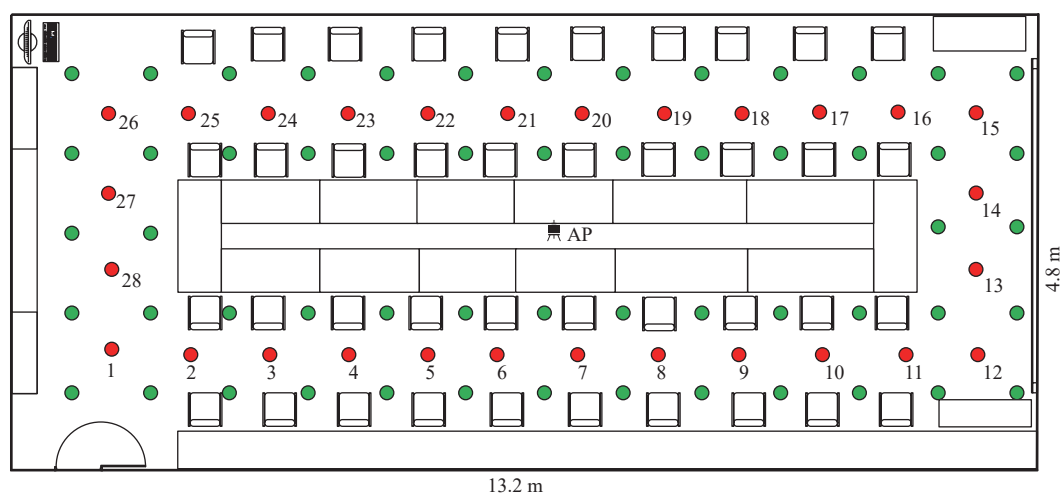
图6 点位标准差分布图

可以看出,在办公室复杂的环境中,3号以及5号点精度为分米级,其余点均在1 m以上.这是因为环境复杂受多路径影响严重,所以总体上定位精度不如室外廊厅.在1、4号点,因为桌面上的收纳箱以及堆积杂物,对信号传播有一定的影响,进而导致定位精度较差.在3号点,收发端之间没有遮挡,干扰很小,定位精度最高.同理,在5号点的定位精度也相对较高,而对于6号点,由于存在部分遮挡,导致收发端间不完全通视,因此定位精度相对5号点较低.计算室内外的所有采样点的标准差的均值得:在室外廊厅环境中,定位精度均值为0.93 m;在室内办公室中,定位精度均值为1.46 m,能够满足大多场景下室内定位的需求.

2.3 中等场景定位实验

为验证5G信号中等场景中的定位效果,实验选择在会议室场景内,会议室中央和两侧放置大量桌椅,右侧安装有显示屏,左侧放置有书架,总体环境较为复杂.区域内所有采样点相邻间隔均为1.2 m.在会议室中等场景内共布置56个点位,每个点位采集2组数据,作为训练数据,然后在不同的点位采集28组数据作为测试.各点采集时长均为5 s.发射端放置在区域中心,绿色点为采样点用作指纹库训练回归模型,红色点为测试点.在采样点处采集两组数据当作指纹库,采集数据时天线朝向均为对向且无其他干扰因素影响.在测试点处采集两组数据,一组为无人干扰数据,另一组干扰数据为采集时有人沿着测试点路线来回走动.以标准差作为衡量每点处定位结果的标准.实验场景与设备布置如图7所示.

对会议室内所有测试点的标准差进行统计,结果如图8所示.



注: 绿色为训练点, 红色为测试点。

图 7 中型会议室内定位实验布局图

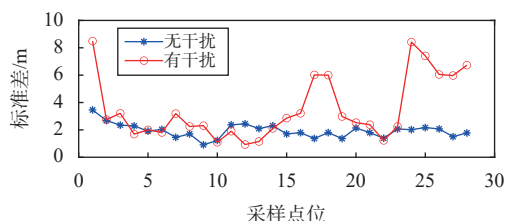


图 8 点位标准差分布图

图 8 中分为有无干扰两组数据, 有干扰即采集测试数据时有人在会议室内走动, 无干扰即正常的静态采集数据。由图 8 可知, 无干扰时的整体定位精度要远高于受干扰时的定位精度, 这主要是因为动态场景中, 人员的运动会影响信号的传播, 干扰信号的稳定性。特别是当人员运动到距离接收端很近的位置时 (如一号点), 会严重影响定位结果。

从表 2 中也可以看出, 有干扰时的平均定位误差为 3.53 m, 而无干扰时的平均定位误差为 1.94 m。同时, 在受到干扰时, 其最大定位误差为 8.49 m。可见, 人员的干扰对定位性能有较大的影响, 这跟前文分析在人员走动情况下, CSI 信号质量较差的结论一致。此外, 在此次实验中由于定位场景的增大, 指纹库数据也随之增多, 在训练回归模型时花费时间较长, 时效性不佳。

表 2 有无干扰时的定位误差对比分析

定位误差	平均误差	最大误差	最小误差
有干扰	3.53	8.49	0.93
无干扰	1.94	3.46	0.91

为了对比同一场景下指纹库采样点密度设置的不同对定位结果的影响, 本文在会议室场景中, 降低

指纹库数据采集密度。具体做法为在原有数据上进行稀疏处理, 将指纹库点位密度降至原有的一半, 仍均匀布置, 测试点保持不变。对测试结果的标准差进行统计, 定位结果如图 9 所示, 并对其定位误差进行统计如表 3 所示。

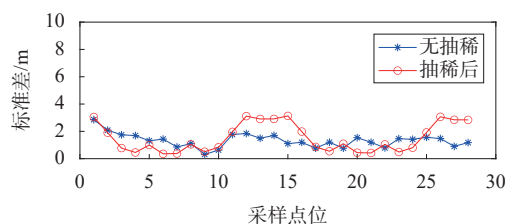


图 9 点位标准差分布图

表 3 稀疏前后的定位误差对比分析

定位误差	平均误差	最大误差	最小误差
无抽稀	1.94	3.46	0.91
抽稀后	2.12	3.73	0.96

由图 9 可知, 构建指纹库的点位数据在抽稀, 也即指纹库数据采样间隔从 1.2 m 增加至 2.4 m 后, 定位效果明显劣于未抽稀前, 整体定位的稳定性也有所降低。从表中数据也可以看出, 在抽稀后平均定位误差为 2.12 m, 精度有所降低, 且最大定位误差从 3.46 m 增大到 3.73 m, 变化幅度明显。这是因为数据稀疏后训练数据减少, SVR 无法构建稳定的回归模型。可以看出指纹库的密度对模型的定位性能起着十分关键的作用, 因此在采集指纹数据构建位置指纹库时, 在不优化算法的情况下, 要保持定位精度在 2 m 以内, 则需要指纹库数据采样间隔不低于 1.2 m。点位要保证一定的密度, 不能过于稀疏。

3 结束语

本文基于实测数据分析了不同因素对5G CSI信号传输的影响,并进行了精度测试,得出以下结论:

1) 5G CSI信号具有很高的灵敏性,但容易受到周围环境的影响,信号接收终端在不同状态下采集的特征值变化较大,终端高度、人员走动、天线方向都会影响信号质量;

2) 5G CSI指纹定位精度与场景的大小和指纹库的密度有关,在廊厅小场景下的平均定位误差为0.93 m,在复杂小办公室的定位误差为1.46 m,而在相对较大的会议室场景中其定位误差约为1.94 m,当指纹库密度降低后定位精度会降低,因此可以通过增设基站和适当提高指纹库密度以满足大范围的定位需求;

3) 5G CSI具有很细的粒度,信息量丰富,更适宜于用作位置指纹,同时也会使指纹库数据量急剧增加,从而造成SVR定位时计算时间较长,实时性不强,因此可以通过使用深度学习的算法来对数据进行降维,以降低计算量,减少定位时长。

参考文献

- [1] XUE W S, QIU W N, HUA X H, et al. Improved Wi-Fi RSSI measurement for indoor localization[J]. *IEEE sensors journal*, 2017, 17(7): 2224-2230. DOI: [10.1109/JSEN.2017.2660522](#)
- [2] AL-TAHMEESSCHI A, TALVITIE J, LOPEZ-BENITEZ M, et al. Deep learning-based fingerprinting for outdoor UE positioning utilising spatially correlated RSSs of 5G networks[C]//IEEE International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS), 2022. DOI: [10.1109/ICL-GNSS54081.2022.9797017](#)
- [3] HAN S, LI Y, MENG W X, et al. Indoor localization with a single Wi-Fi access point based on OFDM-MIMO[J]. *IEEE systems journal*, 2019, 13(1): 964-972. DOI: [10.1109/JSYST.2018.2823358](#)
- [4] ZIMAGLIA E, RIVIELLO D G, GARELLO R, et al. A novel deep learning approach to CSI feedback reporting for NR 5G cellular systems[C]//IEEE Microwave Theory and Techniques in Wireless Communications (MTTW), 2020. DOI: [10.1109/MTTW51045.2020.9245055](#)
- [5] NASIR Y S, GUO D N. Multi-Agent deep reinforcement learning for dynamic power allocation in wireless networks[J]. *IEEE journal on selected areas in communications*, 2019, 37(10): 2239-2250. DOI: [10.1109/JSAC.2019.2933973](#)
- [6] 刘帅,王旭东,吴楠.一种基于卷积神经网络的CSI指纹室内定位方法[J].*工程科学学报*, 2021, 43(11): 1512-1521.
- [7] 丁昭,高同跃,张忠超,等.基于CSI与IMU的室内行人导航定位系统研究[J].*工业控制计算机*, 2022, 35(5): 9-12.
- [8] GAO K X, WANG H Q, LV H G, et al. Toward 5G NR high-precision indoor positioning via channel frequency response: a new paradigm and dataset generation method[J]. *IEEE journal on selected areas in communications*, 2022, 40(7): 2233-2247. DOI: [10.1109/JSAC.2022.3157397](#)
- [9] KIA G, RUOTSALAINEN L, TALVITIE J. A CNN approach for 5G mm wave positioning using beamformed CSI measurements[C]//International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS), 2022. DOI: [10.1109/ICL-GNSS54081.2022.9797028](#)
- [10] GUO C, YU J, GUO W F, et al. Intelligent and ubiquitous positioning framework in 5G edge computing scenarios[J]. *IEEE access*, 2020(8): 83276-83289. DOI: [10.1109/ACCESS.2020.2990639](#)
- [11] 李芬芳,汝春瑞,党小超,等.基于CSI和加权混合回归的室内定位方法[J].*传感技术学报*, 2022, 35(5): 667-675.
- [12] 张千坤,陈任翔,钟志刚,等.基于机器学习的5G室内定位方法[J].*邮电设计技术*, 2022(7): 50-55.
- [13] LI Q, LIAO X W, LIU M M, et al. Indoor localization based on CSI fingerprint by siamese convolution neural network[J]. *IEEE transactions on vehicular technology*, 2021, 70(11): 12168-12173. DOI: [10.1109/TVT.2021.3107936](#)
- [14] 张会清,王宇桐.基于堆叠稀疏自动编码器和SVM的CSI室内定位方法[J].*北京工业大学学报*, 2021, 47(12): 1321-1329.
- [15] 胡灏,陈亮,刘钊良,等.基于5G信号的室内用户行为感知[C]//第十三届中国卫星导航年会论文集—S09PNT体系与PNT新技术, 2022.

作者简介

程振豪 (1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为室内定位. E-mail: 13283948378@163.com

李林阳 (1991—), 男, 副教授, 研究方向为导航定位与位置服务. E-mail: 8081111@163.com

郭文卓 (1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为室内定位. E-mail: gwz1040922418@163.com

5G channel state information signal quality and positioning performance analysis

CHENG Zhenhao, LI Linyang, GUO Wenzhuo, LAI Luguang, ZHAO Dongqing

(School of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: 5G channel state information (CSI) has rich feature information, but it is greatly affected by environmental information, which directly affects the fingerprint positioning performance. In order to analyze the degree of influence of different factors on 5G signal quality and positioning performance, this paper first expounds the 5G signal characteristics and positioning algorithm based on support vector regression (SVR), analyzes the influence of terminal height, direction, human body occlusion and other factors on signal quality during data acquisition, and tests the positioning performance in three scenarios: hallway, small office and medium-sized conference room. The results show that the 5G signal is greatly affected by the surrounding environment, and the positioning accuracy of the location fingerprint localization algorithm based on 5G channel state information has positioning accuracy of 0.93 m, 1.46 m and 1.94 m respectively in three scenarios, which can meet the needs of most indoor positioning applications.

Keywords: 5G; channel state information; location fingerprint; indoor localization; support vector regression