

一种5G辅助地磁匹配的室内定位方法

杨朝永,赵冬青,郭文卓,赖路广,张乐添,贾晓雪

(战略支援部队信息工程大学 地理空间信息学院,河南 郑州 450001)

摘要:针对地磁匹配存在误匹配、定位误差较大等情况,提出一种5G信号辅助地磁匹配的定位方法,利用5G的CSI粗定位约束地磁匹配范围,从而获得较高的定位精度。分析了5G信号和地磁匹配定位的不同特点,并利用BP神经网络对5G信号进行粗定位,再以该结果作为约束条件筛选地磁匹配区域,然后在该区域利用动态时间规整算法进行地磁匹配,实现5G辅助下的高精度地磁匹配定位。实验结果表明,基于5G的CSI的单基站定位方式的精度约为2~3 m,5G辅助地磁匹配的组合定位可有效解决地磁误匹配问题,平均误差在1 m以内,能够满足大多场景下室内定位的需求。

关键词:5G;地磁匹配;动态时间规整;信道状态信息;室内定位

中图分类号:P209

文献标志码:A

An indoor positioning method with 5G-assisted geomagnetic matching

YANG Chaoyong, ZHAO Dongqing, GUO Wenzhuo, LAI Luguang, ZHANG Letian, JIA Xiaoxue

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

Abstract: In view of the geomagnetic mismatching and large positioning errors, a 5G-assisted geomagnetic matching positioning method was proposed, in which higher positioning accuracy could be achieved by limiting the range of geomagnetic matching with 5G channel state information(5G CSI) rough positioning. The different characteristics of 5G signals and geomagnetic matching positioning were firstly analyzed. Then, the BP neural network was used to carry out a rough positioning of the 5G signals, the results of which was used as the constraint to screen the geomagnetic matching area. Finally, the dynamic time warping algorithm was used in the area for geomagnetic matching, thus achieving the highly accurate geomagnetic matching positioning assisted by 5G. The experimental results show that the positioning accuracy of the single base station positioning method based on 5G CSI is about 2~3 m, and that the combined positioning of the 5G-assisted geomagnetic matching can effectively overcome geomagnetic mismatching with the average error within 1 m, which can meet the needs of indoor positioning in most situations.

Key words: 5G; geomagnetic matching; dynamic time warping; channel state information; indoor positioning

地磁匹配定位具有无源、覆盖范围广、抗干扰能力强等优势,是复杂室内环境下主要的定位手段之一^[1]。基于智能手机的定位方式中,可利用的地磁信息分为 x 、 y 、 z 三轴磁场强度值和地磁模值两种。其中,三轴信息以智能手机为坐标系,手机当前时刻的位姿精度严重影响了定位准确性,不具有普适性。而地磁模值因其特征单一、在大范围内易出现两个点的地磁模值相同而误匹配等问题^[2]。

对此,许多学者提出利用其他传感器约束地磁定位。文献[3]提出一种惯导/地磁/激光雷达复合定位方案,利用因子图实现地磁、惯导和激光雷达等多源异步信息的融合,满足了车辆高精度、高可靠性的定位需

收稿日期:2022-08-30

基金项目:国家自然科学基金项目(41774037,42104033)

作者简介:杨朝永(1996—),男,河南濮阳人,硕士研究生,主要从事室内定位的研究。

赵冬青(1976—),男,湖北十堰人,教授,硕士生导师,主要从事导航定位与位置服务的研究,本文通信作者。

E-mail: dongqing.zhao@hotmail.com

求。文献[4]提出一种异构信息人群感知融合框架,通过视觉图像确定初始的静态位置区域,然后利用 WiFi 的接收信号强度(received signal strength, RSS)进行静态数据匹配,并结合动态时间规整(dynamic time warping, DTW)算法利用地磁数据对轨迹进行动态标定,其定位均方误差为 0.4 m。文献[5]提出一种自适应多类型指纹室内定位方法,利用训练数据属性的关系确定地磁、WiFi 以及蓝牙指纹的权系数,通过多任务学习融合不同类型的指纹特征,实现自适应室内定位,平均定位误差为 1.95 m。上述方法均利用室内多源信号对地磁匹配定位结果进行约束,有效降低了地磁的误匹配率,提高了定位精度。

随着 5G 通信技术的成熟,5G 微基站、皮基站等将被广泛部署在室内环境下^[6],基于 5G 信号的室内定位技术也得到进一步发展,这为约束地磁匹配的定位方式提供了新的可能。在 5G 定位场景中,5G 蜂窝网络拥有更多的子载波,并显示不同的频率响应特征^[7],因此,5G 的信道状态信息(channel state information, CSI)也更加丰富。文献[8]通过高斯核函数支持向量机利用 5G 的 CSI 对不同用户的行为进行分类识别,对 7 种常见行为的识别率高达 97%,可见 5G 的 CSI 包含了更细粒的特征,可用来进行更精确的定位。文献[9]将物理空间信息与 CSI 振幅相结合,利用改进的卷积神经网络算法对连续采集的 CSI 样本进行定位,对噪声和异常值具有很好的鲁棒性,能够有效提高定位精度。上述研究均利用 5G 信号的 CSI 实现模式识别与定位,由于 CSI 数据的丰富性和细粒性,均达到很好的应用效果。但是上述研究利用单一的 5G 信号实现定位,而对于单一的无线电信号定位手段,如何在定位过程中降低环境变化对信号波动的影响仍是亟待解决的问题。本研究利用 5G 的 CSI 辅助于地磁匹配,通过 5G 单基站的 CSI 数据进行粗定位,获得更可靠的地磁定位结果。

1 整体架构

5G 辅助地磁匹配的室内定位方法整体架构为(图 1):首先,在定位区域内分别采集 CSI 和地磁数据;然后,利用 Kriging 插值算法对地磁数据进行插值,以建立的地磁基准图作为地磁匹配基础,采用 BP 神经网络回归算法对 CSI 数据进行粗定位;最后,以 5G 粗定位的结果为原点,以其平均定位误差为半径绘制标准圆,在该区域内利用 DTW 方法实现基于地磁匹配的定位。关键技术如下:

- 1) 为满足约束地磁匹配定位的需要,利用 5G 单基站的 CSI 辅助地磁定位,并利用实测数据验证该方法的可行性。
- 2) 考虑到 5G 的 CSI 所包含的丰富指纹特征,利用 BP 神经网络回归算法对其进行粗定位。
- 3) 在地磁匹配过程中,为丰富指纹特征,利用滑动窗口生成地磁序列,并利用 DTW 算法进行匹配。

2 5G/地磁组合定位方法

位置指纹定位方法首先需要构建指纹数据库,选取 CSI 和地磁模值作为指纹信息进行定位。

2.1 5G 信号粗定位

与 RSS 相比,CSI 的频域信息揭示了通信链路信道响应特性的更细粒度物理层信息,可以描述室内环境下信道的多径效应、信号散射、衰落等特性^[10]。在 5G 的无线接入网络中,第 i 个发射天线与第 j 个接收天线之间的第 n 个子载波上的接收信号可以表示为

$$y_{i,j,n} = H_{i,j,n}x_{i,j,n} + \omega_{i,j,n} \quad (1)$$

式中: $x_{i,j,n}$ 为发射信号, $\omega_{i,j,n}$ 为高斯白噪声, $H_{i,j,n}$ 为频域信道频率响应(channel frequency response, CFR)。CFR 包含了幅值和相位信息

$$H_{i,j,n} = |H_{i,j,n}| \exp(j \angle H_{i,j,n}) \quad (2)$$

式中, $|H_{i,j,n}|$ 和 $\angle H_{i,j,n}$ 分别代表振幅响应和相位响应。由于 5G 通信采用高载波频率、大带宽、多天线

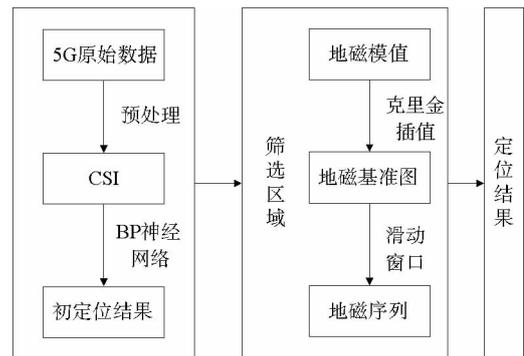


图 1 定位方法整体框架

Fig. 1 Overall framework of positioning method

等技术,因此具有更丰富和稳定的信息。本研究将 CSI 的幅值作为 5G 信号的室内定位信息,实验过程中设置一帧为 20 ms,每个采样点采集时间为 5 s,共采集 250 条 CSI 数据,其中每条 CSI 包含了 60 个子载波的幅度信息,经预处理后可以表示为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} H_{11} & \cdots & H_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{M1} & \cdots & H_{MN} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $M=60,N=250$ 。图 2 所示为在 A、B 两点分别采集 250 次获得的 CSI 数据,可见,同一个点的 60 个子载波数据的幅值不等,但 250 条数据均呈相同的变化趋势。而在不同点上,CSI 具有不同的分布形状,可以用来区分不同的点位信息。因此,可将 CSI 的幅值信息作为指纹特征进行位置指纹定位。

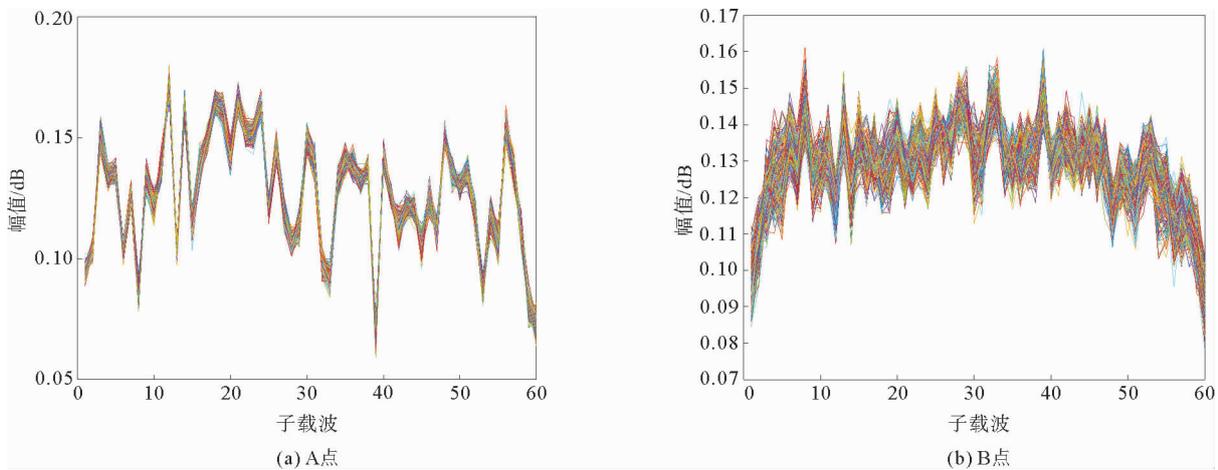


图 2 5G 的 CSI 分布

Fig. 2 CSI distribution of 5G

由于 CSI 包含了丰富的信息,更适合利用深度学习的方式进行定位^[11],选择典型的三层 BP 神经网络进行定位。BP 神经网络是一种按误差方向传播算法训练的前馈神经网络模型^[12],主要包括输入层、隐藏层与输出层三部分。其中,输入层负责接收来自 CSI 的幅值信息,并将其传递给隐藏层;隐藏层将来自输入层的各个神经元的幅值信息加权并基于激活函数进行非线性变换,然后通过正向传播的方式传递给输出层;当输出结果与期望输出相差较大时,则通过反向传播修正各个神经元的权重与偏置项,直至达到允许误差,输出层输出结果。

假设某一神经元第 i 个节点的输入值记为 x_i ,对应的权值为 ω_i ,则其输出为:

$$y = f(x_i \omega_i + \theta) \quad (4)$$

式中: θ 为偏置项, f 为激活函数。本研究所有节点的激活函数均为 Sigmoid 函数,其表达式为:

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad (5)$$

设网络的误差为期望输出 y_k 与实际输出 \hat{y}_k 的差值,对于该模型,输出层包含两个神经元,则实际输出与期望输出的平方误差为:

$$E = \frac{1}{2} [(y_{k,1} - \hat{y}_{k,1})^2 + (y_{k,2} - \hat{y}_{k,2})^2] \quad (6)$$

离线采集阶段,在每个点依次采集 250 次子载波数据,并为其添加该点对应的位置信息。采集完成后将 60 个子载波的幅值信息作为输入层。采集完成后按照 7 : 3 : 3 的比例将训练数据分为训练集、测试集与验证集,通过反复迭代,修正神经网络模型,直至满足误差要求。当神经网络模型训练完成后,输入待测点的 CSI 指纹数据,即可通过正向传播求得待测点的位置信息。

2.2 基于 DTW 算法的地磁匹配

地磁强度反映了地球磁场在空间上的分布特性,主要受室内大型器材与建筑结构的影响^[13],由于环境不同,在室内空间下呈现唯一性,可作为位置指纹信息。地磁数据作为最终输出定位结果的特征向量,需要更为密集的指纹库,单点静态采集的指纹库构建方式需要花费大量的时间与人力,对于大范围场景下指纹库的构建并不适用。因此,选择连续采集的方式构建地磁指纹库。首先在定位区域选择若干条直线为采集路线,然后测试人员沿着采集路线由起点至终点匀速行走,记录对应采集点的时间,最后根据式(7)进行线性插值,即可获得地磁的指纹数据。

$$C_i = C_1 + \frac{t_i - t_1}{t_2 - t_1} (C_2 - C_1) \quad (7)$$

式中: C_1 、 t_1 为起点坐标与对应的时间戳, C_2 、 t_2 为终点坐标与对应的时间戳, C_i 为 t_i 时刻对应的位置坐标。

假设智能手机的磁力计测得的三轴磁场强度值为 (m_x, m_y, m_z) , 则其地磁模值为

$$m = \sqrt{m_x^2 + m_y^2 + m_z^2} \quad (8)$$

为了验证线性插值的准确性,考虑到连续路径采集方式未对同一位置的地磁进行多次观测,在同一条路径上分别以连续和单点两种方式进行采集,对比采集后的地磁模值偏差结果。不同方式采集的地磁模值如图 3 所示,可以看出,单点静态采集和连续路径采集的地磁模型强度较为接近,且变化趋势相同。从表 1 可得,连续采集与单点采集的地磁偏差在 $1 \mu\text{T}$ 以内。因此,连续路径的采集方式可以简化指纹库的建立,替代单点静态采集。

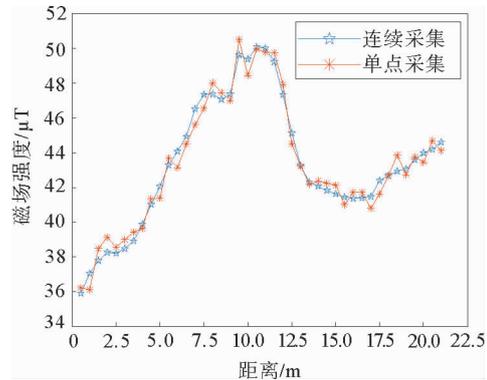


图 3 单点/连续路径采集对比

Fig. 3 Single point/continuous path acquisition comparison

表 1 单点/连续采集地磁偏差

Table 1 Single point/continuous acquisition of geomagnetic deviation μT

平均偏差	最小偏差	最大偏差
0.50	0.01	0.93

地磁模值作为一个标量,很好地描述了地磁信息的大小,但损失了方向信息,对地磁的变化特性描述不足,作为指纹特征信息显得相对单一,容易出现两个不同点模值相等的情况,直接影响定位阶段的匹配成功率。通过空间滑动窗口生成地磁序列,将实时测量的地磁序列与地磁指纹库中的数据进行比较,选取轮廓最为接近的地磁序列对应的坐标作为输出结果,地磁序列构建流程如图 4 所示。当地磁基准图中序列长度满足要求时就截取该段序列,并把序列最后一个地磁所对应的坐标作为该段序列的位置标签。之后向后滑动一定的长度,重复上面的步骤。图 4 中为了直观表示,滑动窗口大小设为 4,步长为 1,实验过程中可根据实际情况动态调整。

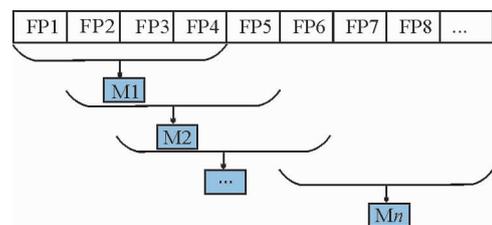


图 4 地磁序列构建流程

Fig. 4 Geomagnetic sequence construction process

DTW 算法是一种常用的时间序列匹配算法,可以有效地衡量两个不同长度时间序列的相似程度,广泛应用于语音识别、文本重复率检测等领域^[14]。由于受人行走速率和采集频率的影响,地磁序列采集的长度不一致,使用 DTW 算法可以有效解决该问题,匹配结果更为可靠。

假设原始指纹序列为 \mathbf{X}, \mathbf{Y} , 长度分别为 m, n 。设规整路径为 $\mathbf{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_k\}$, 则

$$\max(m, n) \leq k \leq m + n \quad (9)$$

式中, k 为两个序列被拉伸的长度。

为保证 X 和 Y 序列中每个数据都记录一次,规整路径从 $P_1 = d(1,1)$ 开始,到 $P_k = d(m,n)$,且 $P_i = d(i,j)$ 中的 i 和 j 单调递增,即

$$\begin{cases} P_k = d(i,j), P_{k+1} = d(i',j'), \\ i \leq i' \leq i+1, j \leq j' \leq j+1. \end{cases} \tag{10}$$

因此,对于路径规整距离有

$$D_{i,j} = d(i,j) + \min\{D_{i-1,j}, D_{i,j-1}, D_{i-1,j-1}\}, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n. \tag{11}$$

式中, $d(i,j)$ 为 X 序列中 x_i 与 Y 序列中 y_j 间的笛卡尔距离,则指纹序列 $X、Y$ 的最终规整距离为 $D_{m,n}$ 。 $D_{m,n}$ 的值越小,代表两个地磁序列的相似度越高。

2.3 5G/地磁组合定位方案

根据 5G 和地磁定位的特点,利用 5G 定位结果约束地磁匹配,可以减少地磁匹配的工作量,同时降低地磁匹配的误匹配率,优化定位结果,5G/地磁的组合定位方法如图 5 所示。

在地磁匹配开始前,首先以 5G 的定位结果为圆心,以平均定位误差为半径画圆,两次实验中分别测得 5G 的平均定位误差为 1.79 和 1.75 m。则该范围为地磁匹配的区域,指纹库中其他指纹不纳入匹配范围,依此方法,最终得到组合定位结果

$$L_{com} = f_{DTW}\{F_i \in S\}, i = 1, 2, \dots, n. \tag{12}$$

式中, $f_{DTW}\{F_i \in S\}$ 表示使用 DTW 算法对 S 区域内的 n 个位置指纹进行匹配。

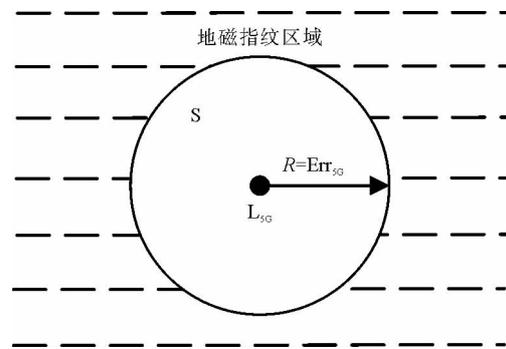


图 5 5G/地磁组合定位区域

Fig. 5 5G/geomagnetic combined position area

3 实验与分析

3.1 BP 神经网络 CSI 定位实验

为了对 BP 神经网络实现基于 CSI 定位的学习训练过程和定位效果的评估,首先选择一段长 13 m 路径内的 100 组 CSI 数据进行学习训练。按 7 : 3 : 3 的比例分为训练集、测试集与验证集,将验证集数据的精度作为算法精度评估 5G 的定位效果,并通过均方误差和回归 R 值衡量模型的训练效果。其中,均方误差是指模型预测值与期望输出值之间的平均平方差,而 R 值($R \in [0,1]$)代表预测值与期望值之间的相关性, R 越大相关性越高。

将 CSI 的幅值作为输入层,对应的点位坐标作为输出层,即 BP 神经网络模型中输入层神经元个数为 60,输出层为 2。表 2 为隐藏层取部分节点个数时的训练效果,随着隐藏层节点个数的增加,其均方误差表现为先减小后增大的趋势,回归 R 值则表现为先增大后减小的趋势。当节点个数为 13 时,模型达到最佳训练效果,此时的 5G 定位算法精度为 1.20 m。

将隐藏层的节点个数设置为 13,对 BP 神经网络模型进行训练。图 6 为 BP 神经网络学习训练过程的曲线,随着训练次数的增加,验证集、测试集与训练集的均方误差均不断缩减,在第 5 历元趋于平稳,而验证集的最小均方误差出现在第 7 历元,此时模型表现出最佳定位性能。

图 7 为 BP 神经网络预测效果,代表预测值与期望值的回归相关性,可见,对于不同的数据集,BP 神经网络模型均表现出良好的预测效果。因此,本研究的 BP 神经网络模型可以满足基于 5G 的 CSI 的定位需求,其输出定位的算法精度为 1.20 m。

为充分验证 5G 辅助地磁匹配定位方式的效果,分别在两处不同场景进行实验。实验过程中分别通过 5G 定位设备和智能手机采集 CSI 和地磁数据。其中,5G 设备为武汉大学研发的 5G 定位实验平台,包括用于通信的 FPGA 芯片、射频天线与笔记本电脑,笔记本电脑通过 MATLAB 软件发射和解析 5G 信号,并通过 GNU Rdio 实时检测 5G 信号的接收情况。地磁数据使用华为 Nova5 pro 手机进行采集。两个设备采集的

表 2 不同节点数时的定位效果

Table 2 Positioning effect with different numbers of nodes

节点数	R	均方误差/m
8	8.26	3.71
9	8.58	3.21
10	8.69	2.79
11	8.65	2.45
12	8.66	1.62
13	9.18	1.20
14	7.79	2.17
15	7.40	2.66

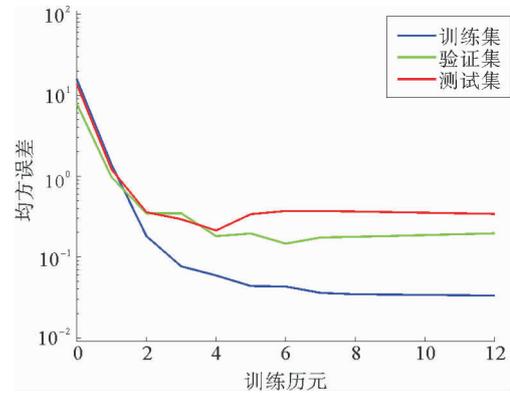


图 6 BP 神经网络训练过程

Fig. 6 BP neural network training process

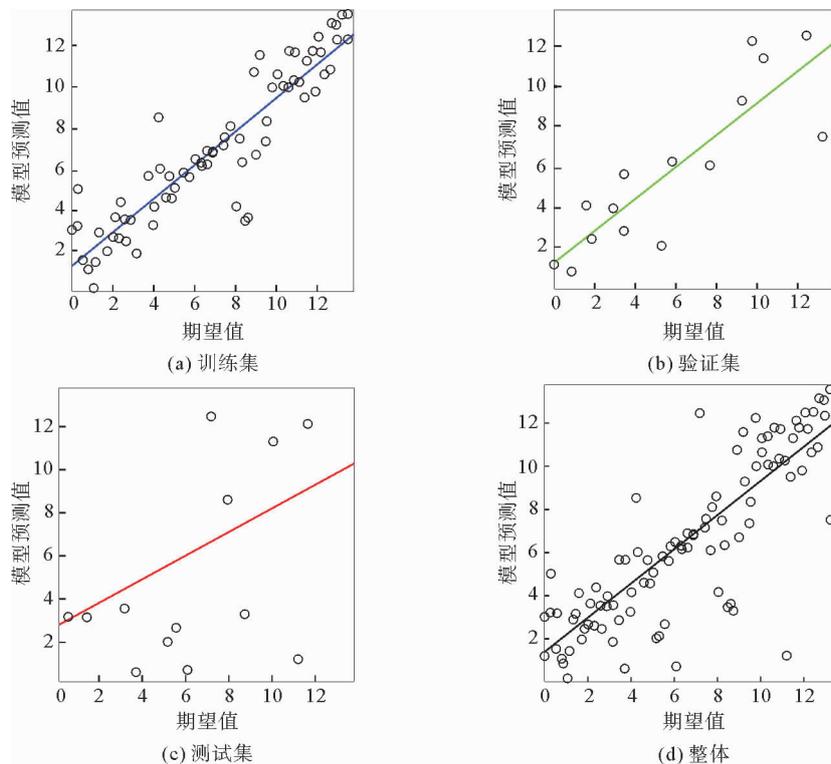


图 7 BP 神经网络预测效果

Fig. 7 Prediction of BP neural network

数据,上传至同一台计算机实时解算定位结果。为降低接收设备的运动状态对 CSI 与地磁数据的影响,采集过程中尽量保持匀速行走且设备高度和姿态不变。

采集完成后,为增加地磁数据的密度,对采集后的地磁数据进行克里金插值,插值的分辨率为 $0.1\text{ m} \times 0.1\text{ m}$ 。在空间插值后,通过滑动窗口对地磁基准图进行分割,以生成对应的地磁序列。由于每个采样点的间隔为 0.1 m ,而人在行走时步长为 0.5 m ,本研究设置地磁序列长度等于人行走步长,即滑动窗口步长为 5 个采样点。而根据经验^[15],窗口大小约为步长的 2 倍,故设置窗口为 10 个采样点。通过滑动窗口分割后,将地磁序列生成新的指纹数据库,用于地磁匹配。

3.2 连廊组合定位实验

为了验证 5G 辅助地磁匹配的定位方式在小范围内的定位效果,实验选择在实验楼的一处连廊里,实验

场景和部分点位布局如图 8 所示。

该区域场景较为开阔,便于地磁数据的连续路径采集,所选区域长 25 m,宽 3.5 m。5G 设备放置在连廊中央,信号采样点与测试点如图 8 所示,地磁数据选择连续路径采集方式进行采样。

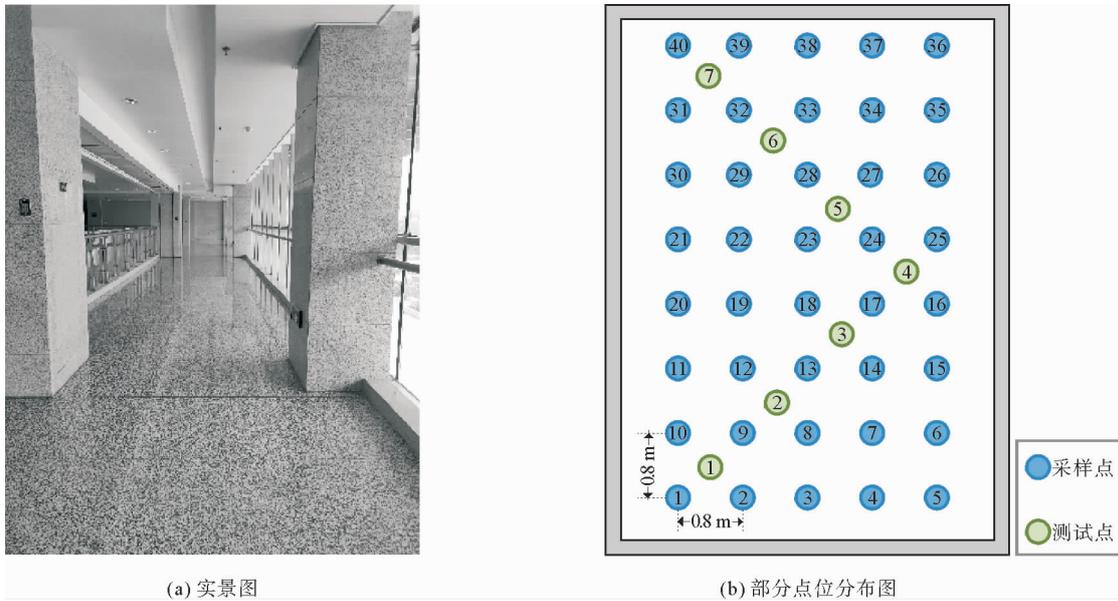


图 8 实验布局图

Fig. 8 Experimental layout diagram

实验分别计算了 5G 的 CSI 定位、地磁匹配定位以及 5G 辅助地磁匹配定位三种方法的定位结果,其误差累积分布函数如图 9 所示。

基于地磁匹配的定位方法误差多小于 2 m,但仍有个别点的均方误差较大,为 6~7 m,原因是在不同点的地磁模值序列呈相同的变化趋势,导致误匹配。而只依赖于 5G 的定位方式的整体误差较大,大多分布在 2~3 m,但其最大定位误差为 4 m 左右,这与前文的理论基础一致,5G 的定位方式整体定位精度较低,但是不存在误匹配情况带来的较大误差。

5G/地磁的组合定位方式在 2 m 以内的定位误差分布与单一地磁的定位方式较为相似,但在 2 m 以外有了较大收敛,其最大定位误差不超过 3 m。可见,通过 5G 粗定位的约束,地磁匹配的准确率有了较大提升,很好地克服了地磁误匹配的影响。

表 3 为三种定位方式的误差情况,通过 5G 定位的约束,其组合定位平均误差、最大误差均有一定程度的降低。因此,在 5G 的辅助下,地磁匹配在小范围内能够有效降低误匹配率,提升定位精度。

3.3 地下车库组合定位实验

为验证 5G 辅助地磁匹配的定位方式在大区域复杂场景中的定位效果,实验选择在某小区内的地

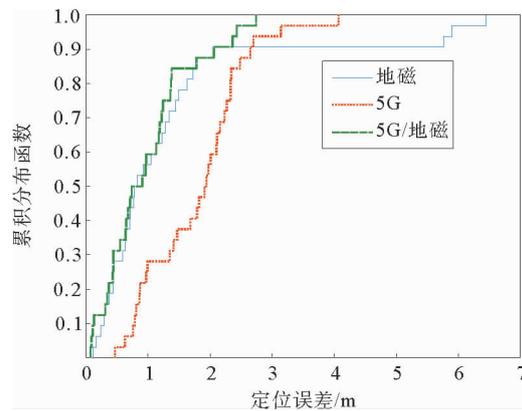


图 9 误差累积分布图

Fig. 9 Cumulative distribution of errors

表 3 不同定位方式的定位误差

Table 3 Positioning errors of different positioning methods

定位方法	平均误差	最小误差	最大误差
5G	1.79	0.47	4.07
地磁	1.36	0.11	6.44
5G/地磁	0.97	0.07	2.74

下停车场中,该区域包括仓库、电梯、通风管道等基础设施,且伴随车辆、人员的走动,实验场景较实验一相对复杂,且覆盖范围更大。实验环境与设备布置如图 10 所示。

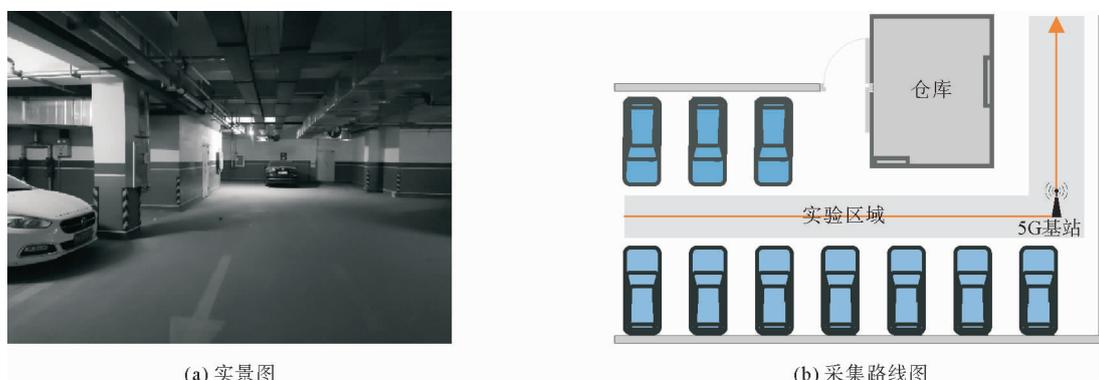


图 10 实验环境

Fig. 10 Experimental environment

由于实验设备的 5G 信号辐射范围约为 25 m,为了保证信号的准确接收,本次实验选择的实验区域面积为 115.6 m²。其中,横向长度为 19.7 m,宽为 4 m;纵向长度为 9.2 m,宽为 4 m,5G 基站的布设位置如图 10(b)所示。在建立指纹库后,实验过程中数据采集人员携带设备沿橙色轨迹行走,每隔 0.5 m 采集一次数据,数据采集完成后,分别计算不同定位方式的结果,图 11 为不同定位方式下的轨迹复现结果。

可以看出,在大范围复杂的场景中,基于单一传感器的定位效果均不理想,这可能是由于地磁存在误匹配,5G 信号存在波动、多径效应等的影响,导致定位轨迹偏离真实坐标。而本研究提出的 5G 辅助地磁匹配的融合定位方案中,其运动轨迹复现情况明显优于其他两种情况。因此,在 5G 的辅助下,地磁匹配的定位效果具有明显提升,表 4 为不同定位方式的平均定位误差。

对于单一传感器的定位方式,5G 的平均定位误差要低于地磁的定位误差,这可能是由于地磁误匹配导致极个别点的定位误差较大。5G 辅助地磁匹配较单一的定位方式精度提升约 22%,进一步验证了本研究提出的定位方案在地下停车场等相对复杂场景中也可适用,可有效降低地磁的误匹配率,提升定位精度。

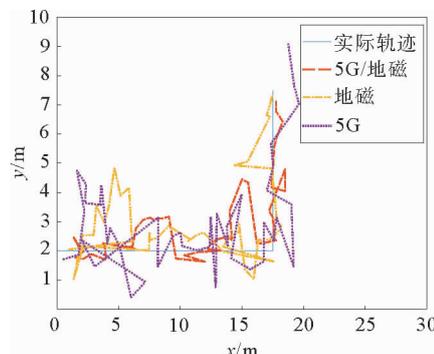


图 11 轨迹对比图

Fig. 11 Trajectory comparison diagram

表 4 平均定位误差对比

Table 4 Comparison of average positioning errors

定位方式	5G	地磁	5G/地磁
平均误差	1.75	2.13	1.37

4 结论

本研究提出的基于 5G 辅助地磁匹配的定位方法能够有效降低地磁的误匹配率,提高室内定位精度。随着移动通信技术的深入发展,有望直接从智能手机提取商用通信信号的 CSI 信息,使得通信与地磁组合的定位方法更易实现和推广。通过实验分析,得出以下结论:

- 1) 基于 5G 的 CSI 的单基站定位方式在两种不同场景下平均定位误差均在 2 m 以内,可以作为新型的室内定位手段,满足多传感器融合下的室内定位需求。
- 2) 利用 DTW 算法对地磁序列进行匹配的定位方式,其定位精度在小范围内较高,但随着范围的增大精度明显降低,需通过多传感器融合的方式进行约束。
- 3) 5G 辅助地磁匹配的定位方法在短距离内定位误差在 1 m 以内,而在大范围复杂场景下仍对地磁匹

配起到良好的约束性,有效降低了误匹配率,提升了定位精度。

参考文献:

- [1] 陆一,魏东岩,纪新春,等.地磁定位方法综述[J].导航定位与授时,2022,9(2):118-130.
LU Yi,WEI Dongyan,JI Xinchun,et al.Review of geomagnetic positioning method[J].Navigation Positioning & Timing, 2022,9(2):118-130.
- [2] ASHRAF I,DIN S,HUR S,et al.Empirical overview of benchmark datasets for geomagnetic field-based indoor positioning [J/OL].Sensors,2021,21(10).DOI:10.3390/s21103533.
- [3] 赵雨楠,季阳,郭元江,等.基于图优化的惯性/地磁/激光雷达复合定位技术研究[J].导航定位与授时,2022,9(3):64-69.
ZHAO Yunan,JI Yang,GUO Yuanjiang,et al.Research on inertial/geomagnetic/LiDAR integrated positioning technology based on graph optimization[J].Navigation Positioning & Timing,2022,9(3):64-69.
- [4] LI F M,ZHAO Y B,LI X F,et al.Wimage: Crowd sensing based heterogeneous information fusion for indoor localization [C]//IEEE Wireless Communications and Networking Conference.IEEE,2022:1-6.
- [5] YUAN Z W,ZHA X P,ZHANG X J.Adaptive multi-type fingerprint indoor positioning and localization method based on multi-task learning and weight coefficients K -nearest neighbor[J/OL].Sensors,2020,20. DOI:10.3390/s20185416.
- [6] FERNANDES L,SANTOS S,BARANDAS M,et al.An infrastructure-free magnetic-based indoor positioning system with deep learning[J/OL].Sensors,2020,20. DOI:10.3390/s20226664.
- [7] 付加伟.基于 5G 大规模天线的角度时延估计及单基站定位算法研究[D].北京:北京邮电大学,2021:14-18.
FU Jiawei.Research on AOA TOA estimation and single base station localization algorithm on 5G MIMO[D].Beijing:Beijing University of Posts and Telecommunications,2021:14-18.
- [8] 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,2022:2-8. DOI:10.26914/c.cnkihy.2022.001243.
- [9] 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.
- [10] 龚雅凡.基于 5G 网络信道状态信息的室内定位技术及应用[D].北京:北京交通大学,2021:13-14.
GONG Yafan.Indoor positioning technology and application based on 5G network channel state information[D].Beijing: Beijing Jiaotong University,2021:13-14.
- [11] LIN Y R,YU K,HAO L X,et al.An indoor Wi-Fi localization algorithm using ranging model constructed with transformed RSSI and BP neural network[J].IEEE Transactions on Communications,2022,70(3):2163-2177.
- [12] 刘唐,江涛,李昂,等.基于神经网络和不同立地质量的森林蓄积量遥感估测[J].山东科技大学学报(自然科学版),2019, 38(2):25-35.
LIU Tang,JIANG Tao,LI Ang,et al.Remote sensing estimation of forest stock volume based on neural network and different site quality[J].Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science),2019,38(2):25-35.
- [13] 马啸宇,张金生,李婷.一种基于卷积神经网络的地磁基准图构建方法[J].北京航空航天大学学报,2021,47(9):1918-1926.
MA Xiaoyu,ZHANG Jinsheng,LI Ting.A geomagnetic reference map construction method based on convolutional neural network[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2021,47(9):1918-1926.
- [14] DENG Z L,FU X,CHENG Q Q.CC-DTW: An accurate indoor fingerprinting localization using calibrated channel state information and modified dynamic time warping[J/OL].Sensors,2019,19. DOI:10.3390/s19091984.
- [15] 王一帆.基于 Wi-Fi/地磁/PDR 的智能手机室内多融合定位模型研究[D].徐州:中国矿业大学,2021:61-69.
WANG Yifan.Study on Wi-Fi/Magnetism/PDR indoor multi-sources fusion positioning model with smartphone[D]. Xuzhou:China University of Mining and Technology,2021:61-69.

(责任编辑:高丽华)