

黄先龙,黄良璜,谢佳俊,等.一种基于 PSO-BPNN 的 CSI 指纹定位方法[J].江西师范大学学报(自然科学版),2023,47(4):393-399.

HUANG Xianlong, HUANG Lianghuang, XIE Jiajun et al. The CSI fingerprint location method based on PSO-BPNN [J]. Journal of Jiangxi Normal University (Natural Science) 2023, 47(4) : 393-399.

文章编号: 1000-5862(2023) 04-0393-07

一种基于 PSO-BPNN 的 CSI 指纹定位方法

黄先龙¹,黄良璜¹,谢佳俊²,余 敏^{1*}

(1. 江西师范大学计算机信息工程学院,江西 南昌 330022; 2. 江西师范大学数字产业学院,江西 上饶 334000)

摘要: 针对传统定位方法定位精度低, BP 神经网络易陷入局部最优的问题, 该文提出了基于信道状态信息(channel state information, CSI) 和粒子群算法优化 BP 神经网络(particle swarm optimization BP neural network, PSO-BPNN) 的主动定位方法. 该方法需要目标人员携带设备, 利用 CSI 的幅值和相位共同作为指纹特征, 采用 3 倍标准差法处理数据, 达到去除异常值的效果, 并利用粒子群优化算法初始化 BP 神经网络的权值和阈值, 解决 BP 神经网络收敛速度差和容易陷入局部最小值的问题. 实验结果表明: 该文提出的 PSO-BPNN 定位方法平均定位误差为 1.19 m, 相比采用快速正交搜索算法和 BP 神经网络(FOS-BPNN) 方法得到的定位误差降低了 39.3%, 相比采用 CSI 相位差矫正和 BP 神经网络(PD-BPNN) 方法得到的定位误差降低了 16.2%.

关键词: 信道状态信息; 主动定位; BP 神经网络; 粒子群优化

中图分类号: TN 92; TP 183 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2023.04.09

0 引言

近年来, 由于无线传感器网络以及移动互联网技术的快速发展, 所以基于位置服务(location based service, LBS) 引起更多研究者的关注^[1]. 在室内环境中, 基于 WIFI 定位是常用的定位技术. 目前 IEEE 802.11n 标准已经广泛应用在 WIFI 设备中, 信道状态信息^[2](channel state information, CSI) 相比于接收信号强度指示^[3](received signal strength indication, RSSI) 可以提供粒度更细的物理层特征, 随时间的变化更小, 而且在不同的传播途径中表现出不同的衰减^[4]. 因此, 在相同条件下 CSI 比 RSSI 特征更加稳定.

文献[5]提出一种使用快速正交搜索算法和 BP 神经网络(fast orthogonal search algorithm and BP

neural network, FOS-BPNN) 的方法以获取原始 CSI 数据的权重并减小执行时间, 但该方法使用较少的 CSI 数据作为指纹特征, 未考虑所有 CSI 数据对定位精度都有贡献, 导致最终得到的定位精度不高. 文献[6]提出基于 CSI 相位差值矫正和 BP 神经网络(phase difference sanitization and BP neural network, PD-BPNN) 的方法, 针对 CSI 相位信息进行相位差值矫正, 基于 BP 神经网络对 CSI 指纹数据进行训练, 但该方法仅使用 CSI 相位信息, 未考虑 CSI 幅值信息, 因此缺乏指纹特征的丰富度, 定位精度并不高. 本文提出了一种基于 CSI 和粒子群优化 BP 神经网络的主动定位方法^[7], 为了增加指纹特征的丰富度, 使用从 CSI 中提取的幅值和相位信息共同作为指纹特征输入到基于粒子群优化 BP 神经网络的回归模型中进行训练, 最终得到目标位置估计.

收稿日期: 2022-12-25

基金项目: 中央引导地方科技发展资金——跨区域研发合作课题(20222ZDH04090) 资助项目.

通信作者: 余 敏(1964—), 女, 江西南昌人, 教授, 博士生导师, 主要从事无线传感器网络与技术等研究. E-mail: myu@jxnu.edu.cn

1 CSI 信息的采集

2009 年,IEEE 802.11n 协议标准发布后,WIFI 无线网卡开始支持正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术和多输入多输出(multiple-input multiple-output, MIMO)技术,并且该标准在发射设备和接收设备之间提供物理层信息,即信道状态信息.可使用由 D. Halperin 发布的 CSI Tools 工具^[8]从 Intel5300 无线网卡中获得 CSI 信息.CSI 信息是在无线通信过程中物理层的信道属性,包含幅值信息和相位信息^[9-10],在频域中的 OFDM 系统可表示为

$$y = Hx + N, \quad (1)$$

其中 y 表示接收端接收到的信号向量, x 表示发送端发送的信号向量, H 表示信道矩阵, N 表示高斯白噪声向量.可根据式(1)估计各个子载波的 CSI 为

$$H_i = y/x = |H_i| e^{j\angle H_i},$$

其中 $|H_i|$ 表示第 i 个子载波的 CSI 幅值, $\angle H_i$ 表示第 i 个子载波的相位.从接收端采集的 CSI 能够被分成若干个不同的子载波组,CSI 矩阵可表示为

$$H = (H_1, H_2, \dots, H_k),$$

其中 k 表示子载波的数量.

本文所采用的 Intel5300 无线网卡由于发射端采用的是 2 根天线,接收端采用的是 3 根天线,因此最终提取得到的 CSI 数据是 $2 \times 3 \times 30$ 的矩阵.

2 PSO-BP 神经网络的主动定位

2.1 定位流程

本文提出了一种基于 PSO-BPNN 的 CSI 室内主动定位方法,该方法主要分为离线阶段和在线阶段^[11].图 1 为基于 PSO-BPNN 的室内定位方法流程图.

离线阶段,在预先设置好的训练点上采集 CSI 数据,提取 CSI 数据中的幅值和相位信息作为指纹特征.由于原始相位信息存在随机分布且折叠的特性,所以需要先对原始相位进行解卷绕,然后再利用线性变换的方法对 CSI 相位信息进行矫正.对于幅值和线性变换后的相位使用 3 倍标准差法进行预处理,得到去除噪声后的样本数据.最后,基于 PSO-

BPNN 定位方法训练处理后的 CSI 数据和位置信息并得到训练模型.

在线阶段,在选取的若干个测试点上采集 CSI 数据,提取幅值和相位信息并经过 3 倍标准差法预处理后将得到的 CSI 指纹信息输入到训练好的定位模型中,最终得到位置估计坐标.

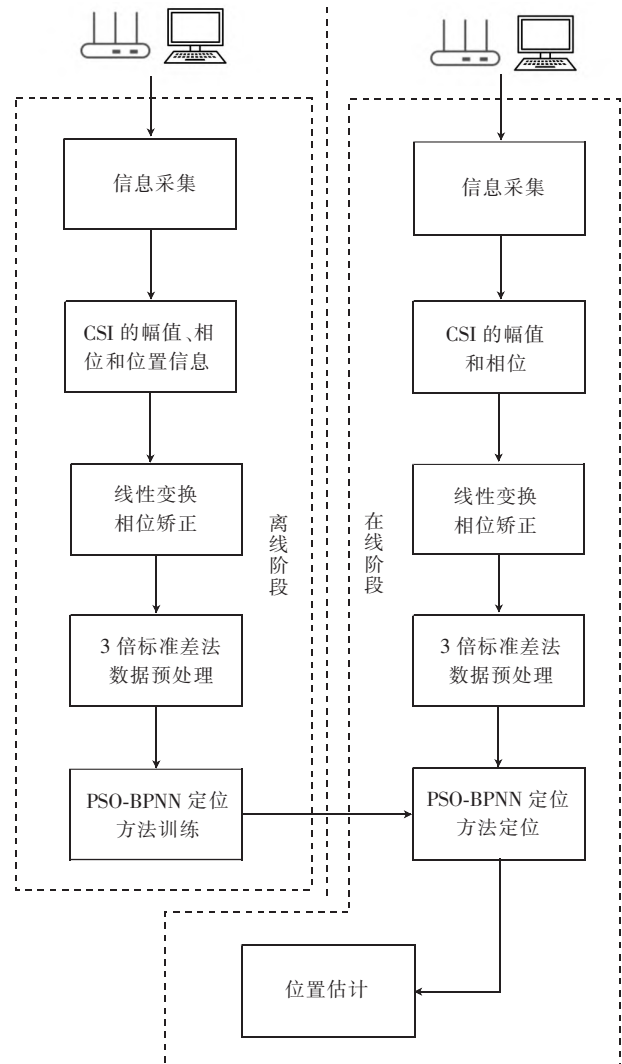


图 1 PSO-BPNN 室内定位方法流程图

2.2 数据预处理

由于信号在发射和接收过程中会混入不同的噪声,在真实环境中采集的原始数据集都存在噪声,因此在训练数据之前需要对数据进行预处理,去除噪声有利于提高定位性能.本文选择 3σ 法(3 倍标准差法)进行去噪处理.

2.2.1 幅值数据处理 随机选取某个位置点采集 1 000 个数据包,提取 CSI 的幅值信息,得到原始幅值信息(见图 2),由此可以看出原始数据存在许多异常值.图 3 为经 3σ 法处理后的数据,可以看出处

理后的数据更加平滑,该方法能够达到去噪、拟合的效果,可以较好地消除噪声对实验结果的影响。

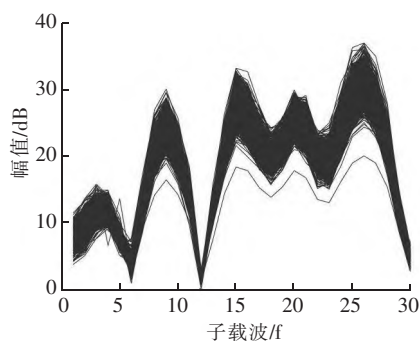


图2 原始 CSI 幅值

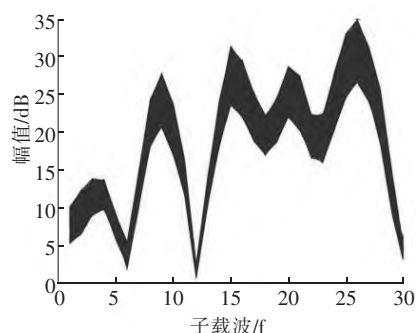


图3 3σ法预处理后 CSI 幅值

2.2.2 相位数据处理 在进行相位去噪之前,先需要还原真实的相位,先对相位进行解卷绕,然后利用线性变换的方法进行相位矫正^[12]。矫正前后的相位极坐标分布如图4所示。由此可以看出线性变换之前,相位随机分布;线性变换之后,相位集中分布。

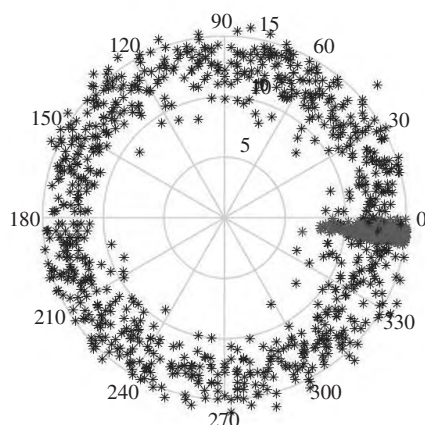


图4 线性变换前后的相位分布

图5为采集的CSI原始数据经过线性变换后得到的子载波与相位关系图,可知未经预处理的CSI相位数据存在噪声,需要进一步对数据进行处理^[13]。图6为经过3σ法预处理后得到的子载波与CSI相位关系图,可知经过预处理后数据变得更加集中平滑,减少了噪声对定位性能的影响。

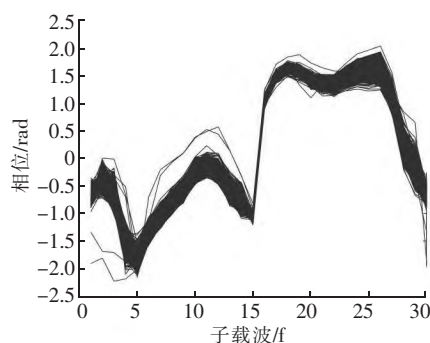


图5 原始 CSI 相位

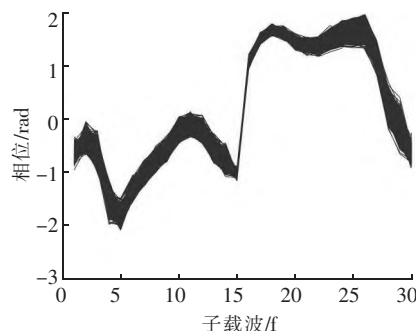


图6 3σ法预处理后 CSI 相位

2.3 PSO-BP 神经网络

2.3.1 BP 神经网络设计 BP神经网络是一种由输入层、隐藏层和输出层组成的神经网络模型^[14]。图7是一个简单的BP神经网络拓扑结构。在这个网络中有一个输入层、一个隐藏层和一个输出层。

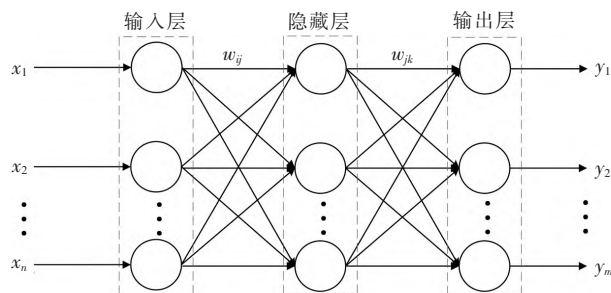


图7 BP神经网络拓扑图

假设网络中有 n 个输入和 m 个输出,隐藏层中有 s 个神经元层,隐藏层的输出为 b_j ,隐藏层的阈值为 θ_j ,输出层的阈值为 θ_k ,隐藏层的传递函数为 f_1 ,输出层的传递函数为 f_2 ,输入层到隐藏层的权重为 w_{ij} ,隐藏层到输出层的权重为 w_{jk} 。然后可以得到输出网络 y_k 期望的输出为 t_k ,隐藏层第 j 个神经元的输出为

$$b_j = f_1 \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - \theta_j \right) .$$

计算输出层的输出 y_k ,即

$$y_k = f_2 \left(\sum_{j=1}^s w_{jk} b_j - \theta_k \right).$$

通过网络实际输出定义误差函数,即

$$e = \sum_{k=1}^m (t_k - y_k)^2.$$

2.3.2 PSO 算法优化 BP 神经网络 在 1995 年, James Kennedy 和 Russell Eberhart 受到鸟群觅食行为的一些规律启发,便提出了一个简化算法模型,最终经过不断改进形成了粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)^[15],它主要是一种基于群的随机优化技术。

使用 PSO 算法优化 BP 神经网络本质上是将 BP 神经网络中的权值和阈值映射为在 PSO 算法中的粒子,并使用粒子的位置和速度来调整优化这些参数,进而得到训练好的网络模型, PSO 算法优化 BP 神经网络的过程如图 8 所示. 若给定一个具有 3 层的 BP 神经网络,输入层神经元数量为 I ,隐含层神经元数量为 H ,输出层神经元数量为 O ,则 PSO-BPNN 算法优化步骤如下:

1) 初始化参数,初始化粒子的位置、速度、粒子总数、最大迭代次数、BP 神经网络的最小均方误差和粒子群的维数 $S = I_H + O_H + I + H$. 选择 BP 神经网络中的均方误差(mean-square error, MSE) 作为粒子群的适应度函数:

$$M_{SE} = \sum_{n=1}^p \sum_{m=1}^s (r_{nm} - f_{nm})^2 / p,$$

其中 r_{nm} 是实际输出, f_{nm} 是目标输出, p 是数据集中样本的数量, s 是输出节点的数量.

2) 计算粒子的适应度值、个体极值和群体极值.

3) 更新粒子的速度和位置,更新粒子的适应度值、个体极值和群体极值.

4) 判断是否达到最大迭代次数或者最小均方误差,若达到判断条件则得到全局最优解,则得到 BP 神经网络权值和阈值的最优解,否则执行步骤 3).

5) 计算误差,使用最优解更新 BP 神经网络的权值和阈值,并输入样本训练 BP 神经网络,得到训练模型.

6) 判断训练模型是否达到终止条件,若满足则执行步骤 7),否则继续执行步骤 5).

7) 将测试集输入到训练好的模型中,得到最后的预测结果,即位置估计坐标.

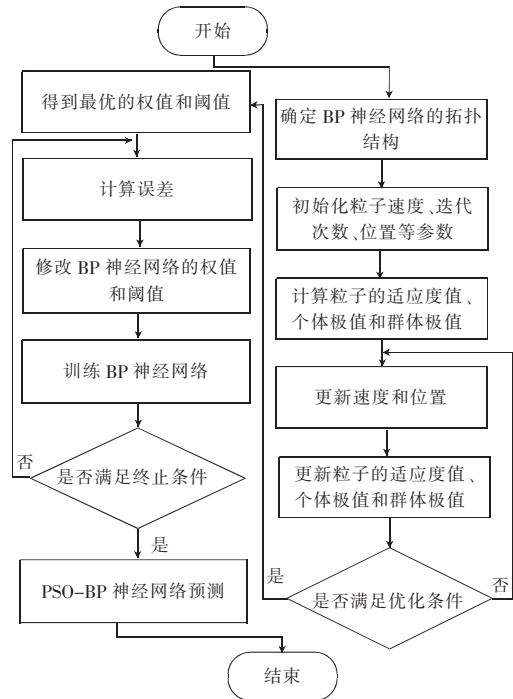


图 8 PSO 算法优化 BP 神经网络的过程图

3 实验设计与结果分析

3.1 实验环境

本文选择在江西师范大学先贤楼 3707 实验室进行测试. 在实验中,发射机使用的是能够独立发射信号的 TP-LINK 路由器,接收机使用的是配备了 Intel5300 无线网卡的台式机,该台式机使用的是 Ubuntu 操作系统并配备了 3 根接收天线. 获取 CSI 数据有 AP 模式和 Monitor 模式 2 种方法,本文采用 AP 模式采集 CSI 数据. 图 9 为 3707 实验室真实的室内场景平面图.

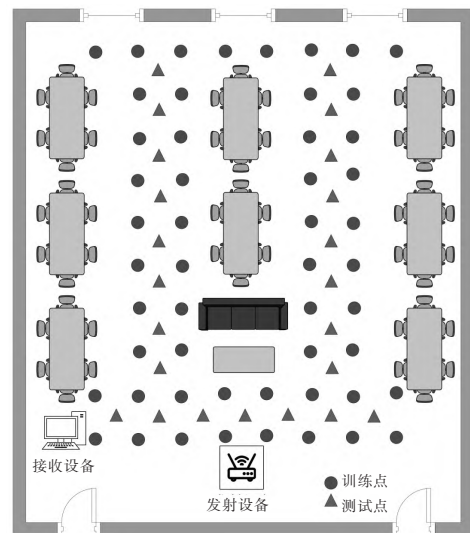


图 9 3707 实验室平面图

3707 实验室是面积为 $10\text{ m}\times 11\text{ m}$, 存在桌椅、沙发等障碍物的室内场景, 室内环境较为复杂, 易受多径效应影响而引起信号衰落. 在此室内场景中布设 52 个训练点(各相邻点间隔为 1 m) 作为模型训练和 23 个测试点作为位置估计. 在每个位置点上采集 1 000 个数据包 的 CSI 信息, 在不同时间内采集训练和测试数据.

3.2 不同天线数量对定位性能的影响

本文采用发射端 2 根天线、接收端 3 根天线的实验设备, 发射端天线数量不变, 接收端天线共可得到 7 组天线之间的信道组合, CSI 数据是 $2\times 3\times 30$ 的矩阵, 因此每个样本可以得到 180 个幅值和 180 个相位值作为输入特征. 为了评估接收端天线数量对 PSO-BPNN 定位方法性能的影响, 在发射端天线相同的情况下, 分别使用接收端为单天线 120 个、双天线 240 个和 3 天线 360 个 CSI 幅值和相位作为指纹特征, 图 10 为不同天线数量及组合的定位误差累积分布函数.

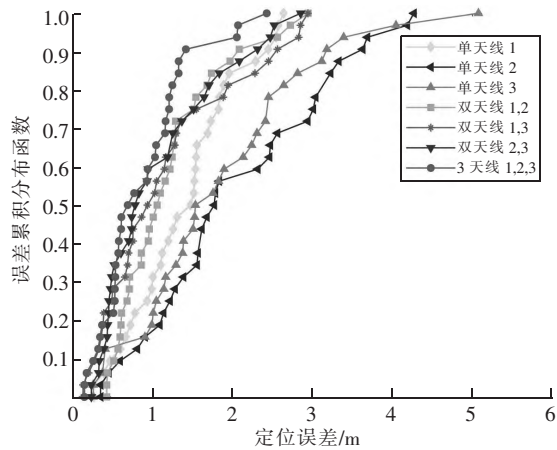


图 10 不同的天线数量及组合对定位性能的影响

从图 10 中可知: 基于相同的 PSO-BPNN 定位方法, 在使用单天线时, 仅不足 50% 的测试点定位误差在 1.5 m 内, 在使用双天线的情况下, 仅不足 70% 的测试点定位误差在 1.5 m 内, 在使用 3 天线的情况下, 则 90% 的测试点定位误差均在 1.5 m 之内. 综上所述, 接收端使用 3 天线的定位方案比采用单天线和双天线的定位方案得到更好的定位结果.

3.3 不同隐藏层的层数和神经元数量对定位性能的影响

由于本文采用提出的 PSO-BPNN 定位方法来

进行训练和测试, 因此需要设置 BP 神经网络中隐藏层的层数和各隐藏层神经元数量, 为了验证隐藏层的层数和各隐藏层神经元数量对定位性能的影响, 本文根据现有神经网络的经验公式将隐藏层的层数和各隐藏层神经元数量设置如表 1 所示, 经过实验分析得到平均定位误差和标准差.

表 1 不同隐藏层层数和各隐藏层神经元数量对定位误差影响

隐藏层层数	各隐藏层神经元数量/个	平均误差/m
1	60	1.15
1	120	0.98
1	180	0.99
2	60	0.87
2	120	0.91
2	180	1.14
3	60	1.15
3	120	0.91
3	180	0.93

图 11 为不同隐藏层和神经元数量定位误差的条形图, 根据表 1 和图 11 实验结果可知, 改变隐藏层的层数和各隐藏层神经元数量对最终的定位结果有一定的影响. 但由于考虑隐藏层的层数越多和各隐藏层神经元数量越多, 计算复杂度越高的因素, 因此本文在 PSO-BPNN 定位方法中, 选择隐藏层的层数为 2, 隐藏层神经元数量为 60, 既可以降低计算复杂度, 又可以得到满意的定位精度.

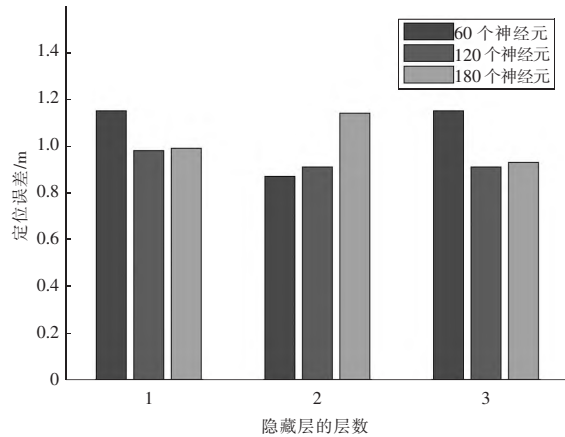


图 11 不同的隐藏层层数和各隐藏层神经元数量

3.4 不同定位方法对定位性能的影响

为了进一步验证本文提出定位方法的有效性,

在 3707 实验室场景下,将本文提出的 PSO-BPNN 定位方法与文献[5]提出的 FOS-BPNN 定位方法和文献[6]提出的 PD-BPNN 定位方法进行整体定位性能的比较.表 2 为 3 种定位方法的平均定位误差和标准差.

表 2 不同方法的定位误差比较

定位方法	平均误差/m	标准差/m
PSO-BPNN	1.19	0.63
PD-BPNN	1.42	0.71
FOS-BPNN	1.96	0.81

由表 2 可知:文献[5]提出的 FOS-BPNN 定位方法和文献[6]提出的 PD-BPNN 定位方法平均定位误差分别为 1.96 m 和 1.42 m,而本文提出的 PSO-BPNN 定位方法得到的平均定位误差为 1.19 m,分别比 PD-BPNN 方法和 FOS-BPNN 方法的平均定位误差降低了 16.2%和 39.3%.这验证了本文提出定位方法的有效性和可行性.

图 12 是 3 种定位方法的误差累积分布函数图.由图 12 可以看出基于 FOS-BPNN 定位方法,仅可以达到约 40%的测试点定位误差在 1.5 m 以内;基于 PD-BPNN 定位方法,约为 60%的测试点定位误差在 1.5 m 内;而本文提出的 PSO-BPNN 定位方法可使约 75%的测试点定位误差在 1.5 m 以内,且约 90%的测试点定位误差在 2 m 以内.

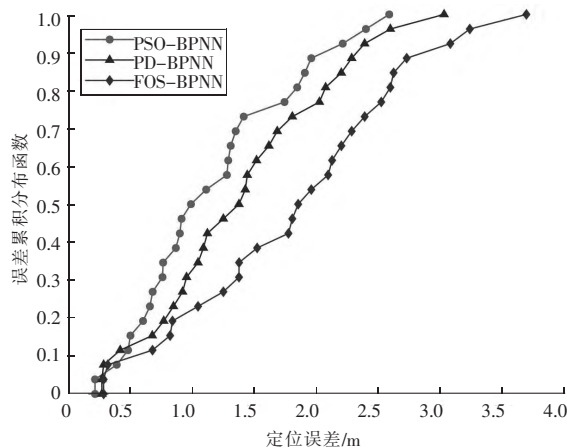


图 12 不同定位方法的误差累积分布函数图

4 结束语

本文提出了一种基于 PSO-BPNN 的 CSI 指纹室内定位方法.由于采用 BP 神经网络的初始权值和

阈值是随机的,且易陷入局部最优,因此本文提出使用粒子群算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,进一步提高定位精度,减少定位误差.实验结果表明:本文提出的 PSO-BPNN 定位方法平均定位误差为 1.19 m,比 FOS-BPNN 方法定位误差降低了 39.3%,比 PD-BPNN 方法定位误差降低了 16.2%.这验证了本文提出方法的有效性.

5 参考文献

- [1] 陈锐志,陈亮.基于智能手机的室内定位技术的发展现状和挑战[J].测绘学报,2017,46(10):1316-1326.
- [2] 陈锐志,叶锋.基于 Wi-Fi 信道状态信息的室内定位技术现状综述[J].武汉大学学报(信息科学版),2018,43(12):2064-2070.
- [3] YU Min, YAO Shuyin, WU Xuan, et al. Research on a wi-fi RSSI calibration algorithm based on WOA-BPNN for indoor positioning[J]. Applied Sciences, 2022, 12(14): 7151.
- [4] 刘芬.基于信道状态信息的室内定位算法研究[D].徐州:中国矿业大学,2021.
- [5] LI Jinsong, LI Yunzhou, JI Xinsheng. A novel method of Wi-Fi indoor localization based on channel state information [EB/OL]. [2022-02-06]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7752710>.
- [6] 党小超,任家驹,郝占军.基于 CSI 相位差值矫正的室内定位算法[J].计算机工程,2019,45(2):18-25.
- [7] PIRZADA N, NAYAN M Y, SUBHAN F, et al. Comparative analysis of active and passive indoor localization systems[J]. AASRI Procedia, 2013, 5(3): 92-97.
- [8] HALPERIN D, HU Wenjun, SHETH A, et al. Predictable 802.11 packet delivery from wireless channel measurements[J]. Acm Sigcomm Computer Communication Review, 2010, 40(4): 159-170.
- [9] CHIZHIK D, LING Jonathan, WOLNIANSKY P W, et al. Multiple-input-multiple-output measurements and modeling in Manhattan[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 21(3): 321-331.
- [10] WANG Xuyu, GAO Lingjun, MAO Shiwen, et al. DeepFi: Deep learning for indoor fingerprinting using channel state information [EB/OL]. [2022-01-19]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7127718>.

- [11] LIU Dong , LIU Zhigang , SONG Zhixin. LDA-based CSI amplitude fingerprinting for device-free localization [EB/OL]. [2022-01-23]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9164348>.
- [12] 周明快, 黄巍, 陈滨, 等. 基于无线信道状态相位信息优化的定位算法 [J]. 传感技术学报, 2018, 31(6): 957-962.
- [13] WANG Xuyu , GAO Lingjun , MAO Shiwen. CSI phase fingerprinting for indoor localization with a deep learning approach [J]. IEEE Internet of Things Journal 2016 3(6): 1113-1123.
- [14] 宋斌斌, 余敏, 何肖娜, 等. 一种 BP 神经网络的室内定位 WiFi 标定方法 [J]. 导航定位学报, 2019, 7(1): 43-47.
- [15] 李辉, 蔡敏, 李宇, 等. 基于自适应粒子群优化算法的神经网络的优化研究 [J]. 江西师范大学学报(自然科学版) 2010, 34(6): 632-635.

The CSI Fingerprint Location Method Based on PSO-BPNN

HUANG Xianlong¹, HUANG Lianghuang¹, XIE Jiajun², YU Min^{1*}

(1. College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang Jiangxi 330022, China;

2. College of Digital Industry, Jiangxi Normal University, Shangrao Jiangxi 334000, China)

Abstract: Aiming at the low positioning accuracy of traditional positioning methods and the problem that BP neural network is prone to fall into local optimization, the active positioning method based on channel state information (CSI) and particle swarm optimization BP neural network (PSO-BPNN) is proposed. This method requires people to carry the equipment, uses the amplitude and phase of CSI as the fingerprint feature, uses the three times standard deviation method to process the data, achieves the effect of removing outliers, and uses particle swarm optimization algorithm to initialize the weight and threshold of BP neural network, in order to solve the problem of poor convergence speed of BP neural network and easy to fall into local minimum. The experimental results show that the average positioning error of the proposed PSO-BPNN positioning method is 1.19m, which is 39.3% lower than that obtained by the method using Fast Orthogonal Search Algorithm and BP Neural Network (FOS-BPNN), and 16.2% lower than that obtained by using CSI phase difference correction and BP neural network (PD-BPNN).

Key words: channel status information; active positioning; BP neural network; particle swarm optimization

(责任编辑: 冉小晓)