

基于人工蜂群优化 BP 神经网络的射频信号定位方法研究

吴璇¹ 朱叶¹
WU Xuan ZHU Ye

摘要

在室内定位过程中会涉及多个设备终端,且由于设备终端之间的软硬件不同,使得在同一时刻同一位置下获取同一信号 RSSI 不同,最终导致定位不准确。首先利用 BP 神经网络算法对非线性的射频信号 RSSI 进行标定校正;然后为了避免算法陷入局部最优,利用人工蜂群算法选择 BP 神经网络最优初始权重值,提高网络的训练速度和精度;最后比较了未标定、BPNN、SVR 与所提出算法的定位误差。实验结果表明,所提出的算法可以较好地减小 RSSI 差异,有效提高定位精度。

关键词

室内定位;射频信号;RSSI;BP 神经网络;人工蜂群

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.03.005

0 引言

智能时代,人们对室内定位需求日益增加,比如在商场、医院、机场等密集场所里的室内导航、室内位置服务、智能家居等应用越来越普遍。在这样的背景下,室内定位方法研究已成为无线通信领域的重要研究方向之一^[1]。目前,射频信号定位方法已经得到了广泛的研究和应用。其中,基于到达时间(time of arrival, TOA)定位方法是常用的方法之一,通过测量信号的传播时间来确定发射源或接收器的位置,然而 TOA 方法需要精确的时间同步和已知的信号传播速度^[2],因此在实际应用中存在一定的局限性。而基于到达时间差(time difference of arrival, TDOA)定位方法需要至少三个接收器来测量信号到达不同接收器的时间差^[3],需要精确测量时间差并通过计算时间差来计算发射源的位置。

由于 Wi-Fi 设备装置广泛,研究基于 Wi-Fi 射频信号强度(received signal strength indication, RSSI)的室内定位方法可以很好地满足实际需求^[4]。但室内环境变化多样,信号强度 RSSI 易受到多径效应、噪声干扰等因素的影响,定位精度有待提高。为了提高射频信号定位的准确性和鲁棒性,研究者们提出了许多新思路。仲臣等人^[5]提出一种萤火虫优化支持向量机定位算法,通过指纹数据库进行优化分类,进一步提高定位精度匹配计算。王开亮等人^[6]在定位时采用多距离度量联合定位,从而提高定位精度。

在日常生活环境中,由于移动设备的更新迭代迅速,定位过程中用户手持设备与位置指纹库设备有所不同,而不同型号设备之间的软硬件差异会导致同一时刻同一位置获取的

RSSI 有所不同,进而导致定位不准确。邓裳辉^[7]针对设备异构提出信号强度差异免校准解决方案,解决指纹漂移和指纹特征消失的问题。邹琰妮^[8]提出将信号强度 RSSI 与到达角度 AOA 法相融合,校正 RSSI 传播损耗差异。

本文针对上述问题,基于射频信号 RSSI 传播的非线性特性^[9],提出人工蜂群优化 BP 神经网络标定算法,利用人工蜂群算法的参数简单、全局搜索强、容易实现等特性^[6]对 BP 神经网络的初始参数进行优化,构建精确稳定的神经网络标定模型对信号强度 RSSI 校正,从而提高定位精度。

1 相关技术

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络(back propagation neural network, BPNN)是一种常见的人工神经网络,也是最早被广泛使用的多层前馈神经网络^[10],由输入层、隐藏层和输出层组成(见图1),其中每一层含有多个网络神经元节点,隐藏层可以有一层或多层,相邻层次的节点之间两两相互连接形成对应的连接权值和阈值,该连接权重可以通过大量训练得到。BP 神经网络的学习过程分为两个阶段:在正向传播阶段,输入数据输入到输入层中,经过隐藏层的计算后传递到输出层,得到网络的输出结果;在反向传播阶段,计算输出结果与真实输出的误差,不断地更新调整网络的连接权值和阈值^[11],以使误差最小化,让网络的输出结果越来越接近真实值。

BP 神经网络在处理非线性和复杂的数据问题时表现出了优异的性能^[12],因此可以较好地处理室内定位过程中获取的射频信号 RSSI 数据,对不同设备获取的 RSSI 进行差异校正。BP 神经网络在实际生活中应用广泛,而网络的初始权值和阈值的选择对其性能和训练速度有着重要的影响,如果初

1. 江西科技学院 江西南昌 330098

[基金项目] 江西科技学院校级自然科学一般项目(23ZRYB04)

始权值和阈值选取不当,则可能会导致网络陷入局部最优解,使得训练过程无法收敛,或者训练速度非常慢^[13]。

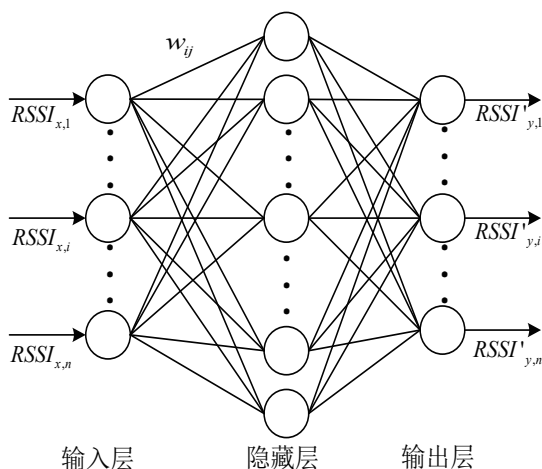


图1 指纹定位BP神经网络模型图

1.2 人工蜂群算法

人工蜂群算法 (artificial bee colony algorithm, ABC) 是在2005年由Karaboga提出的一种新颖的基于群体智能的全局优化算法^[14]。人工蜂群算法是模拟自然界中人工蜂群体采蜜行为,由每个人工蜂寻找蜜源进行采蜜,当发现优秀蜜源时进行信息传递,进而找到群体最优值。ABC算法通过模拟雇佣蜂、跟随蜂和探索蜂三个阶段来进行问题求解^[15]:雇佣蜂阶段,负责搜索更新解,初始随机选择一个蜜源即解,并根据目标蜜源的优劣选择继续寻找新蜜源或保留当前蜜源,直到到达迭代次数时停止;在跟随蜂阶段,为防止陷入局部最优,需要按一定的搜索策略不断随机寻找新蜜源,并将新蜜源信息记录保存;在探索蜂阶段,评估跟随蜂阶段找到的蜜源进行选择,在一定条件下确定全局最优解。

人工蜂群算法通过模拟蜜蜂之间的信息共享处理能力,能够快速搜索到问题的最优解,且参数简单,因此本文考虑将人工蜂群算法对BP神经网络进行优化,通过利用人工蜂群算法的全局搜索能力和BP神经网络的自学习能力^[16-17],对神经网络的权值和阈值进行优化,从而提高神经网络的准确性和鲁棒性。

2 基于人工蜂群优化BP神经网络算法

本文提出的基于人工蜂群优化BP神经网络算法,如图2所示,具体过程如下。

Step1. 初始构建BP神经网络,得到初始权值和阈值,即蜂群的初始化解,设置种群规模蜜源数SN、最大迭代次数、控制参数limit。

Step2. 在雇佣蜂阶段,通过公式(1)寻找蜜源解:

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

式中: x_{ij} 表示第 i 个蜜源 x_i 的第 j 纬度值, i 取值范围为 $\{1, 2, \dots, S_N\}$, x_{kj} 代表邻域蜜源, φ_{ij} 为 $[-1, 1]$ 的随机数。

Step3. 在跟随蜂阶段,利用式(1)找寻新蜜源,计算蜜源解的适应度值,为保证目标适应度值高的蜜源能较大概率地被选择,计算每个蜜源被开采的概率,然后采用轮盘赌方式对蜜源开采结果进行选择,且对蜜源设置参数 trial,当蜜源被保留时 trial 为 0,反之加 1。

$$P_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sum_{k=1}^N f_{kj}} \quad (2)$$

式中: f_{ij} 表示 x_{ij} 的适应度值, N 表示蜜蜂的数量。

Step4. 探索蜂阶段,判断蜜源 x_i 被开采的次数是否大于 limit,如是,则代表此位置已经陷入局部最优,将启动探索蜂阶段,利用式(2)随机搜索新蜜源,当达到最大迭代次数时,则输出最优结果:

$$x_{ij} = x_{\min j} + \text{rand}[0, 1](x_{\max j} - x_{\min j}) \quad (3)$$

Step5. 根据人工蜂群最优解设置BP神经网络的初始参数即最优初始权值阈值,确定网络的输入层、隐藏层和输出层的节点数。

Step6. 将指纹训练样本数据通过输入层传递到隐藏层和输出层,对每个节点计算其激活值,并使用 Sigmoid 激活函数将激活值转换为输出值^[18]:

$$I_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} R_{x,i} + \theta_j \quad (4)$$

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-I_j}} \quad (5)$$

式中: w_{ij} 为神经元 i 到神经元 j 的连接权值; θ_j 为神经元 j 阈值; I_j 为神经元 j 输入值; O_j 为神经元 j 输出值, $R_{x,i}$ 为神经元 i 接收的信号强度 RSSI。

Step7. 计算网络输出层输出值与真实输出值之间的损失函数 E_j , 将 E_j 逆向依次传递至上一层网络层中计算每层的损失函数,并基于梯度下降法不断调整层次之间的连接权值和阈值^[19-22]:

$$E_j = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (R_{y,j} - R'_{y,j})^2 \quad (6)$$

$$w'_{ij} = w_{ij} - \eta \frac{\partial E_j}{\partial w_{ij}} \quad (7)$$

$$\theta'_j = \theta_j - \eta \frac{\partial E_j}{\partial \theta_j} \quad (8)$$

式中: $R_{y,j}$ 为真实输出值; $R'_{y,j}$ 为输出神经元 j 的预测输出值; w'_{ij} 为调整后的连接权值; θ'_j 为调整后的阈值; $\eta \in (0, 1)$ 为学习率。

Step8. 重复进行前向传播、误差计算、反向传播和权重更新,直到达到最大迭代次数输出最优神经网络模型。

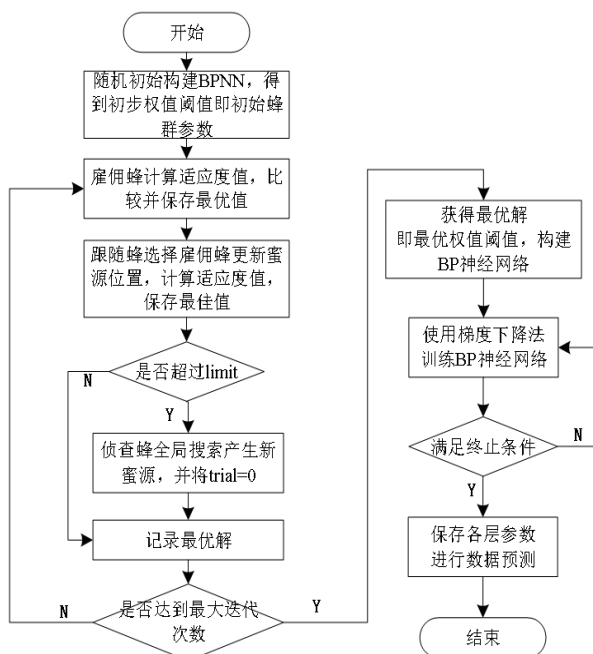
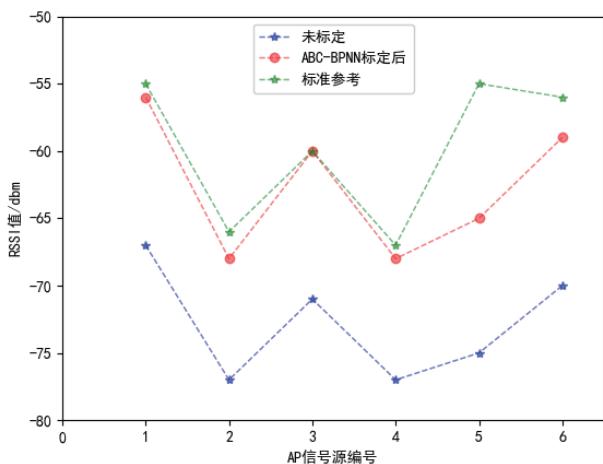


图2 ABC优化BP神经网络标定算法流程图

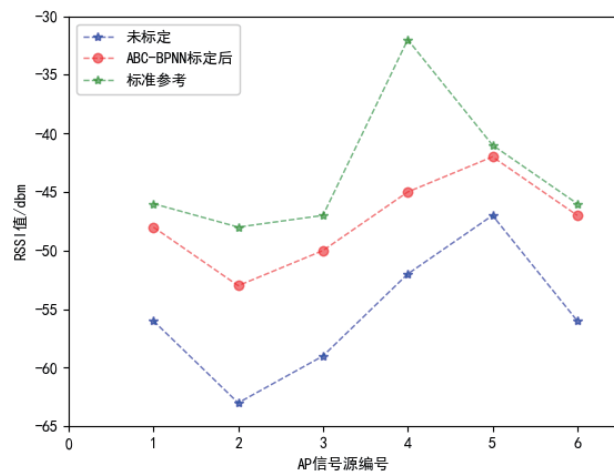
3 实验对比分析

3.1 标定算法前后对比

为验证本文提出的人工蜂群优化BP神经网络ABC-BPNN标定算法在真实环境中的可行性, 本文选取华为Mate 10手机采集的Wi-Fi射频信号RSSI为标准参考数据, 以另一手机华为P8采集的RSSI为测试样本数据, 搭建ABC-BPNN神经网络模型。由于室内环境多样, 本文在室内办公室、走廊、电梯、楼梯等多个环境下记录多个测试点采集到的6个相同AP信号源射频信号RSSI, 并对测试样本数据使用本文方法进行标定校正, 比较标定前后的RSSI。本文在办公室和走廊环境下分别随机选取一个测试点进行标定前后RSSI对比展示, 如图3所示。



(a) 办公室



(b) 走廊

图3 同一时刻同一位置标定前RSSI值对比图

由图3可知, 在同一时刻同一位置下, 对华为P8采集的测试样本数据使用本文提出的ABC-BPNN标定算法后的射频信号RSSI, 比未标定前更接近标准参考值, 这表明使用本文方法可有效减小不同型号设备之间的RSSI差异, 从而解决不同设备之间的软硬件异构差异问题。

3.2 定位分析对比

为进一步验证本文算法的定位有效性, 需要进行室内定位误差分析。在室内环境区域使用华为Mate 10作为标准设备, 每间隔1m采集构建位置指纹库, 定位时使用华为P8在该区域内随机选取19个测试定位点, 采集射频信号RSSI作为定位测试数据, 利用KNN定位算法将定位测试数据匹配位置指纹库, 计算测试定位点与真实定位点的距离即定位误差。比较未标定、BPNN标定后、支持向量回归SVR标定后、ABC-BPNN标定后四种情况下的定位误差, 结果如图4、表1所示。

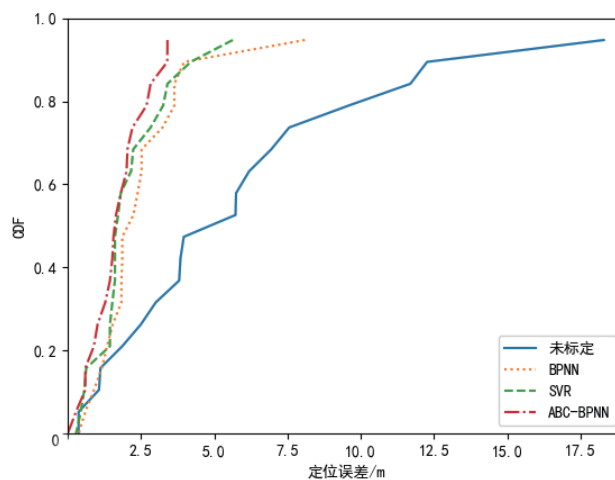


图4 不同情况下定位误差概率密度对比分析

表 1 平均定位误差对比分析

	未标定	BPNN	SVR	ABC-BPNN
平均定位误差 /m	5.57	2.4	2.02	1.64

实验结果表明,经过对不同型号设备之间获取的 RSSI 进行标定后,使用本文 ABC-BPNN 标定算法的定位误差为 1.64 m,相较未标定时平均定位误差减小了 3.93 m,定位精度大大提高。且对比了 BPNN 算法,平均定位误差减小了 0.76 m,可知人工蜂群优化 BP 神经网络可进一步提高标定模型的准确度。与常见的 SVR 算法相比,本文算法平均定位误差减小了 0.38 m,且在对 19 个随机测试定位点的定位误差概率累计分布 CDF 图中可观察到,本文算法较其他两个算法的曲线收敛更快,说明在同一条件范围内,本文算法的定位测试点误差概率更小,定位精确度更高。

4 总结

基于 Wi-Fi 的射频信号 RSSI 定位方法是利用 RSSI 在空间中的传播特性,将该位置获取的 RSSI 作为信号指纹特征,与已经训练好的指纹库进行相似度匹配,进而实现对该位置的定位估计。本文针对室内定位过程中不同设备因软硬件型号不同所获取的 Wi-Fi 射频信号 RSSI 有所差异导致定位不准确问题,提出了基于人工蜂群优化 BP 神经网络的射频信号定位方法,通过在实际环境进行采集数据,使用本文方法验证分析,实验结果表明,本文方法能够较好地对射频信号 RSSI 进行标定校正,消除不同设备之间的软硬件异构差异问题,进一步提高了定位精度,减小了定位误差。

参考文献:

[1] 邓中亮,尹露,唐诗浩,等.室内定位关键技术综述[J].导航定位与授时,2018,5(3):14-23.

[2] 文锐.基于超宽带的室内定位与定向关键技术研究[D].武汉:武汉大学,2020.

[3] 赵红梅,赵杰磊.超宽带室内定位算法综述[J].电信科学,2018,34(9):130-142.

[4] 陈钦鉴,夏靖波.室内定位技术方法和系统研究现状分析[J].厦门城市职业学院学报,2021,23(4):84-91.

[5] 仲臣,余学祥,邵晓曼,等.萤火虫算法优化支持向量机室内定位研究[J].计算机工程与科学,2022,44(11):1969-1975.

[6] 王开亮,谢亚琴,宦海,等.基于投票机制的室内 Wi-Fi 指纹定位算法[J].电子测量技术,2023,46(12):61-68.

[7] 邓蒙辉.基于深度学习的 Wi-Fi 免校准室内定位算法研究[D].漳州:闽南师范大学,2023.

[8] 邹瑛妮,蒋伟,杨俊杰,等.一种加权圆模型的 AOA 与 RSSI 融合定位算法[J].导航定位学报,2023,11(5):12-20.

[9] 何尧,刘建华,杨荣华.人工蜂群算法研究综述[J].计算机应用研究,2018,35(5):1281-1286.

[10] RUMELHART D E. Learning representation by back propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.

[11] 林宇锋,邓洪敏,史兴宇.基于新的改进粒子群算法的 BP 神经网络在拟合非线性函数中的应用[J].计算机科学,2017,44(S2):51-54.

[12] 刘威,郭直清,王东,等.改进鲸鱼算法及其在浅层神经网络搜索中的权值阈值优化[J].控制与决策,2023,38(4):1144-1152.

[13] 梁丰,熊凌.基于 GA-BP 神经网络的移动机器人 UWB 室内定位[J].微电子学与计算机,2019,36(4):33-37+42.

[14] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Kayseri: Erciyes University, 2005.

[15] 孟国华,崔英花.基于 ABC-SVM 的室内定位方法研究[J].北京信息科技大学学报(自然科学版),2020,35(2):33-37.

[16] 金国辉,魏雪,张伟健.基于 ABC-BPNN 的内蒙古西部草原民居建筑能耗预测模型[J].土木工程与管理学报,2019,36(2):48-52+60.

[17] 何廷一,田鑫萃,李胜男,等.基于蜂群算法改进的 BP 神经网络风电功率预测[J].电力科学与技术学报,2018,33(4):22-28.

[18] 岳小冰,郝倩.改进神经网络的无线网络室内定位[J].计算机系统应用,2018,27(2):257-260.

[19] 苏佳,杨泽超,易卿武,等.基于遗传算法优化 BP 神经网络的 GNSS 干扰源定位技术[J/OL].无线电工程:1-7 [2023-10-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1097.TN.20230829.1520.006.html>.

[20] 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.

[21] 卢俊男,肖本贤,倪有源,等.基于 ASGSO-BP 的 RFID 定位方法研究[J].仪表技术,2023(3):69-74.

[22] 杨朝永,赵冬青,贾晓雪,等.基于 BP 神经网络的 WiFi/地磁定位方法[J].测绘工程,2023,32(3):14-18.

【作者简介】

吴璇(1996—),女,江西鹰潭人,硕士研究生,助教,研究方向:室内定位、优化算法等。

朱叶(1996—),女,江西南昌人,硕士研究生,助教,研究方向:复杂网络、社区发现等。

(收稿日期:2023-12-21)