

基于递阶 ANFIS 树的室内定位算法研究^{*}

金宏平 戴玉帆

(湖北汽车工业学院机械工程学院 十堰 442002)

摘要: 室内指纹定位算法易受到多种因素的影响,造成指纹数据集的模糊性。针对应用在室内定位中的自适应神经模糊推理系统(ANFIS),随着模糊系统输入参数的增加,造成 ANFIS 的维数灾难和计算的复杂性问题,提出了一种基于递阶自适应神经模糊推理系统树(HANFIS-Tree)的室内定位算法。将整体 ANFIS 拆分为互联型的 HANFIS-Tree 结构,减少模糊规则数量,以此提高了系统的计算效率和模糊系统的可解释性,同时采用改进的特征权重算法选取与坐标位置相关性较高的信号强度(RSSI)之差作为输入参数,提高了系统的定位精度,并且引入减法聚类算法初始化输入参数,提高了系统的收敛速度。实验结果表明,与 ANFIS 相比,HANFIS-Tree 在室内定位算法中,横坐标上定位精度提高了 3.5 cm,纵坐标上运算效率均提高了约 1 倍。

关键词: 室内定位;自适应神经模糊推理系统;模糊树;递阶

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Research on indoor localization algorithm based on hierarchical ANFIS tree

Jin Hongping Dai Yufan

(Department of Mechanical Engineering, Hubei Automotive Industries Institute, Shiyan 442002, China)

Abstract: Indoor fingerprint localization algorithm is easily affected by many factors, then causes the fuzziness of fingerprint data set. In response to the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) applied in indoor positioning, the increasing number of input parameters in the fuzzy system causes the curse of dimensionality and computational complexity of ANFIS. This paper proposes an indoor localization algorithm based on the hierarchical adaptive neuro-fuzzy inference system tree (HANFIS-Tree). The algorithm divides the overall ANFIS into an interconnected HANFIS-Tree structure, reducing the number of fuzzy rules, thereby improving the computational efficiency and interpretability of the system. Additionally, an improved feature weighting algorithm is used to select the difference in signal strength (RSSI) with high correlation to the coordinate position as input parameters, enhancing the positioning accuracy of the system. Moreover, a subtraction clustering algorithm is introduced to initialize the input parameters, improving the convergence speed of the system. Experimental results demonstrate that compared to ANFIS, HANFIS-Tree achieves an improvement of 3.5 cm in positioning accuracy on the x -axis, and approximately doubles the computational efficiency on the y -axis in the indoor localization algorithm.

Keywords: indoor localization; ANFIS; fuzzy tree; hierarchical

0 引言

物联网的快速发展推进了智慧城市的建设,带动了室内定位服务的快速发展。由于卫星信号的遮挡和室内环境的复杂性,降低了依赖于卫星进行室内定位算法的精度

和可靠性。随着无线网络的快速发展,利用无线通信技术开发室内定位系统,为满足日益发展的室内定位需求提供了有力的技术支撑。

基于几何关系定位和基于指纹定位方法在现有室内定位中得到广泛应用。基于几何关系的定位方法依赖于

收稿日期:2023-12-15

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51475150)项目资助

信号与传播距离之间的衰减关系,通过距离信息来获得相关位置坐标。其主要方法有到达角、到达时间、到达时间差和三边定位方法等^[1]。在复杂的室内环境中,无线信号容易受到多径、反射、衍射和人员活动等因素的影响,导致基于几何关系定位方法的定位精度降低。而基于指纹的定位方法主要利用多个锚节点和目标节点之间的接收信号强度指标(received signal strength indicator, RSSI)的信息来估计目标节点的位置,该方法分为离线和在线两个阶段。在离线阶段,根据室内环境规划目标节点的位置,通过收集目标节点接收到锚节点的 RSSI 信息来建立位置指纹数据库。在线阶段则通过实时采集未知节点接收锚节点的 RSSI 信息,并采用一定的算法将其与位置指纹库进行匹配来估计未知节点的位置。指纹定位方法主要利用无线信号强度信息,不需要计算传播模型的参数,应用在复杂环境中具有较好的稳定性和较高的精度^[2-3]。

由于室内环境的复杂性, RSSI 信息会受到多种因素的影响,具有较大的不确定性。因此,要想获得理想的定位效果,需要采用合适的算法。模糊推理系统可以模拟人的行为来做出相应的决策,对于不确定性系统具有较强的建模能力、较优良的可解释性和出色的泛化能力,已广泛应用于各种领域,其在室内定位算法上也有一定的应用^[4-9]。

自适应神经模糊推理系统(adaptive network based fuzzy inference system, ANFIS)将神经网络和模糊逻辑系统相结合,既能利用神经网络的自学习能力做出决策,也能利用模糊推理处理不确定性的数据,有效提高了模型预测的准确性和效率,适用数据变化或不精确以及非线性等应用场合^[10]。白仲航等^[11]聚焦于 ANFIS 优化的快速上肢评估法(rapid upper limb assessment, RULA),建立了 ANFIS-RULA 风险预测模型,解决输入变量的模糊性使研究人员无法精确分析的问题。Baccar 等^[12]建立了以模糊定位指标为特征的 T-S 模糊推理系统,通过 ANFIS 进行监督学习,最大限度地减少了专家对复杂规则库构建的干预。Kavitha 等^[13]将 ANFIS 用于无线传感网络中传感器节点的定位,通过每个节点的距离来确定最优的无线传感网络的位置,仿真结果表明 ANFIS 方法在安全性和准确性方面具有一定的优势。Xu 等^[14]基于 ANFIS 和主成分分析(principal component analysis, PCA)实现了 WiFi 室内定位,不仅降低了 WiFi 信号向量的维数,节省了存储成本,还简化了模糊规则。基于模糊系统理论基础,王巧利^[15]建立了煤矿井下的 ANFIS 定位模型,实验结果表明该算法的定位精度较高,复杂度较低。

随着 ANFIS 输入参数的增加,模糊规则的数量将呈指数级增长,使得 ANFIS 的计算效率大大降低,同时也会导致 ANFIS 更加难以解释,模糊规则和隶属函数参数的寻优将变得更加困难。由于室内定位的训练数据量有限,大的模糊规则库会降低模糊系统的泛化性。为了克服这

个问题,本文将整体 ANFIS 拆分为较小的互联型 ANFIS,构造出递阶自适应神经模糊推理系统树(HANFIS-Tree),使其在室内定位算法中具有更高的计算效率、更好的解释性和更优的定位精度。

1 ANFIS 的室内指纹定位

1.1 ANFIS 的定位原理

指纹定位方法易受 RSSI 数据集的影响,而 RSSI 信息的不稳定和波动性造成数据集具有一定的模糊性。模糊推理系统被用于室内定位不同阶段(节点部署、路由、定位、跟踪和能量管理等)^[16],证明了其在室内定位应用中具有一定的鲁棒性。ANFIS 利用神经网络的学习机制,通过对数据的学习来设计模糊系统。该系统继承了模糊推理的可解释性以及神经网络的学习能力,不仅降低了对专家经验知识的依赖,而且自动生成的模糊规则库能有效提高非线性函数的逼近能力,使系统的输出更接近于真实的输出。将 ANFIS 应用到室内定位中,利用采集到的 RSSI 数据集进行模糊推理的训练,能有效避免模糊推理系统中人为因素对模糊化和模糊规则制定的影响,并且能够发现数据之间的隐形联系,使得定位模型具有更广泛的代表性。

ANFIS 的指纹定位过程如图 1 所示。在离线阶段,通过采集目标节点处接收到锚节点的 RSSI 信号值来建立位置指纹数据库。ANFIS 通过隶属度函数来描述每个 RSSI 值在模糊集中的隶属度大小,完成指纹数据集的“模糊化”。然后依据自学习的方式确定隶属度函数的参数以及模糊规则库的建立,从而实现 RSSI 集合与位置坐标的映射。在线阶段,将未知节点处接收到锚节点的 RSSI 集合作为 ANFIS 的输入,通过模糊化和基于生成的模糊规则进行位置匹配,即可获得未知节点的位置信息。

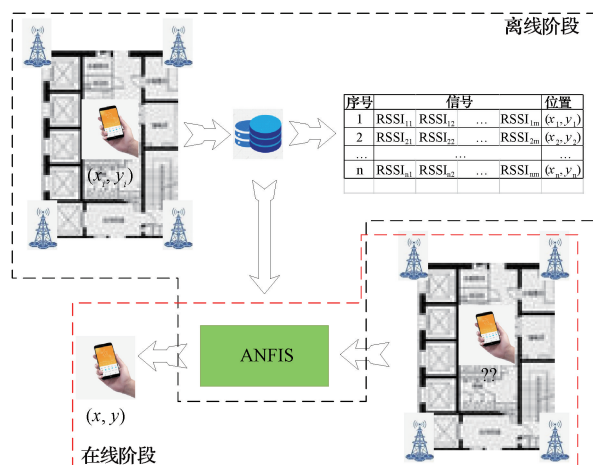


图 1 ANFIS 的室内指纹定位原理

Fig. 1 ANFIS indoor fingerprint location schematic

1.2 ANFIS 的建模

Jang^[10]将神经网络与模糊控制有机结合,基于给定的

输入和输出数据对,构建出基于 T-S 模型的自适应神经模糊推理系统。ANFIS 一般采用最小二乘法和误差反向传播相结合的混合算法,通过对大量的输入输出数据进行学习,实现隶属度函数参数和模糊规则的寻优,从而建立输入数据与输出数据的模糊映射。

ANFIS 通常采用 T-S 模糊模型,其结构有 5 层组成,如图 2 所示。以两输入单输出为例,ANFIS 的模糊规则如下。

规则 1 如果 $RSSI_1=A_1$, 并且 $RSSI_2=B_1$, 则:

$$g_1 = m_1 \times RSSI_1 + n_1 \times RSSI_2 + r_1 \quad (1)$$

规则 2 如果 $RSSI_1=A_2$, 并且 $RSSI_2=B_2$, 则:

$$g_2 = m_2 \times RSSI_1 + n_2 \times RSSI_2 + r_2 \quad (2)$$

其中, $RSSI_i (i=1,2)$ 为接收信号强度的参数, A_i 和 B_i 为模糊集, g_i 为模糊规则的输出, m_i 、 n_i 和 r_i 是通过训练确定的常量,属于后件参数。

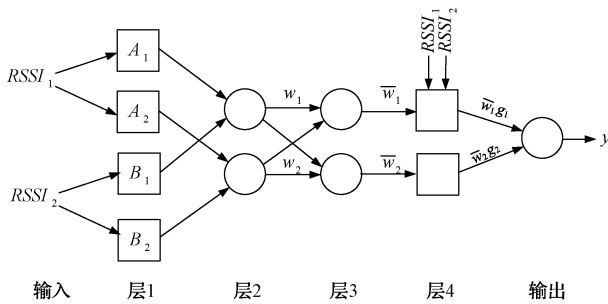


图 2 ANFIS 结构

Fig. 2 ANFIS structure

ANFIS 中的第 1 层作用是通过隶属度函数将精确的接收信号强度输入量转换为模糊隶属度值输出,本文采用高斯隶属度函数,其表达式如下:

$$O_i^1 = \mu_i = \exp\left(-\frac{(RSSI_i - b_i)^2}{2a_i^2}\right) \quad i = 1, 2 \quad (3)$$

式中: O_i^1 代表输入层中基于模糊规则的模糊集隶属度函数; μ_i 代表输入的隶属度函数; a_i 和 b_i 是通过训练确定的隶属度参数,属于前件参数。

ANFIS 的第 2 层通过对第 1 层模糊隶属度的输出进行乘法运算,输出为模糊规则的激励强度,即:

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i} \cdot \mu_{B_i} \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

式中: O_i^2 代表每条准则的综合适应度; w_i 为第 i 条规则的激励力度; μ_{A_i} 、 μ_{B_i} 代表各个输入的隶属度函数。

第 3 层则将上层的激励强度进行归一化处理,即:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

式中: O_i^3 代表每条准则的归一化适用度; $\bar{w}$ 为基于总体规则总和的第 i 条规则的适用度占比。

第 4 层则是将上层的结果进行去模糊化处理得到精确量,即:

$$O_i^4 = \bar{w}_i \cdot g_i \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

式中: O_i^4 为去模糊化前的输入值。

输出层则是将第 4 层的输出进行求和运算得到 ANFIS 系统的总输出。

$$O^5 = \sum_{i=1}^2 \bar{w}_i g_i \quad (7)$$

在创建 ANFIS 模型时,本文采用混合训练算法确定前件参数(a 和 b)和后件参数(m 、 n 和 r)。首先固定第 1 层的模糊隶属度函数(前件参数),采用最小二乘法对第 4 层的模糊规则(后件参数)进行求解。当后件参数确定后,根据 ANFIS 的输出,通过反向误差传播来修正前件参数。依此循环迭代实现均方根误差满足要求来确定最优的前件参数和后件参数。

2 HANFIS-Tree 的室内指纹定位

ANFIS 的模型结构由自适应网络和模糊推理系统组合而成,是神经网络和模糊推理系统的完美协同,但也存在一定的局限性,主要是维数灾难和计算的复杂性。递阶自适应神经模糊推理系统树将整体 ANFIS 拆分为较小的互连型 ANFIS,在树结构中,低阶 ANFIS 的输出被用作高阶 ANFIS 的输入。因为 ANFIS 是按层次结构排列,与具有相同输入数量的单一 ANFIS 相比, HANFIS-Tree 的模糊规则数量大大减少,使得 HANFIS-Tree 具有更高的计算效率以及更好的解释性。

本文采用的 HANFIS-Tree 室内定位算法如图 3 所示。为提高定位精度,输入分别为 RSSI 数据以及 RSSI 之差的数据。在 ANFIS1 中,建立 RSSI 数据和位置(x 或 y)的模糊映射, ANFIS2 中,建立 RSSI 之差的数据与室内位置(x 或 y)的模糊映射,再分别将这两个子系统的输出作为 ANFIS3 的输入,其输出为室内位置坐标(x 或 y 值)。

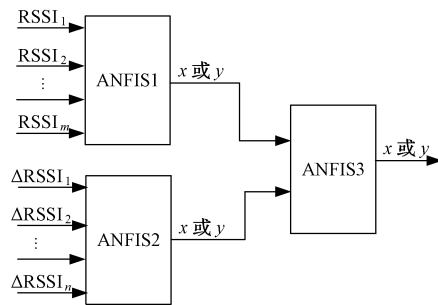


图 3 HANFIS-Tree 结构

Fig. 3 HANFIS-Tree structure

对于整体 ANFIS,若其每个输入采用 k 个隶属度函数进行模糊化,输入参数数量有 $(p+q)$,则模糊规则数有 k^{p+q} ,可见模糊规则数与输入参数数量之间呈指数关系。而采用 HANFIS-Tree 结构(图 3),在其输入参数数量没有变化的情况下,其模糊规则数有 $(k^p + k^q + k^2)$ 。可见,该 HANFIS-Tree 结构的模糊规则数大大减少,有效提高

了系统的计算效率和系统的可解释性。

3 室内定位实验与结果分析

实验场地采用 5 个锚节点的无线信号均能覆盖的室内空间结构,其建筑材料为水泥砖、木门和塑钢窗户,在实验区域规划选取了 16 个目标节点。实验场地的平面图结构和目标节点的坐标如图 4 所示。使用安装在手机上的 WiFi 扫描应用程序在每一个目标节点处采集 5 个锚节点的 RSSI 值,采样周期为 5 s。考虑到无线信号的波动和人员走动等因素的影响,在信号预处理阶段,采用均值滤波算法来减小 RSSI 值的变化。在每个目标节点处均采集 300 组有效 RSSI 数据样本,作为室内定位训练与测试用的指纹数据库。

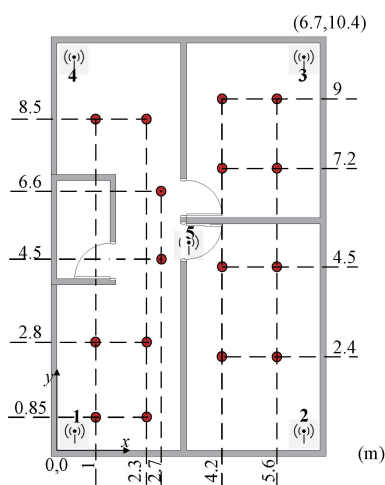


图 4 实验场地平面结构图和定位节点坐标图

Fig. 4 Plane structure diagram of the experimental site and coordinate diagram of positioning nodes

实验为了提高定位精度, HANFIS-Tree 的输入样本特征不仅包含 5 个锚节点的 RSSI 信息,还包含锚节点之间的 RSSI 差值信息,则共有 10 个 ΔRSSI_{ij} (其中 $i, j = 1, 2, \dots, 5$)。为减少 HANFIS-Tree 的 ΔRSSI_{ij} 输入特征数,采用改进的特征权重算法(relevant features, ReliefF)来分析和计算 ΔRSSI_{ij} 样本特征和室内定位坐标之间的相关性,该算法的近邻参数设置为 7,结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出, ΔRSSI_{ij} 对位置坐标 x, y 的影响有比较大的差异。其中,第 2、4 锚节点之间的 RSSI 差值对 x 和 y 的影响最大,第 3、5 锚节点之间的 RSSI 差值对 x 和 y 的影响最小。为此,在进行训练和测试时,分别选取与 x 或 y 相关性较高的前 5 个 ΔRSSI_{ij} 作为 HANFIS-Tree 的输入。其中与 x 相关性较高的是 ΔRSSI_{24} 、 ΔRSSI_{25} 、 ΔRSSI_{34} 、 ΔRSSI_{45} 和 ΔRSSI_{12} ,与 y 相关性较高的是 ΔRSSI_{24} 、 ΔRSSI_{12} 、 ΔRSSI_{14} 、 ΔRSSI_{45} 和 ΔRSSI_{13} 。

为了降低样本之间的差异对 HANFIS-Tree 的影响,加快训练的收敛速度,分别将 3 个 ANFIS 的输入样本集归一化到 $[-1, 1]$ 。然后采用减法聚类算法对输入样本进

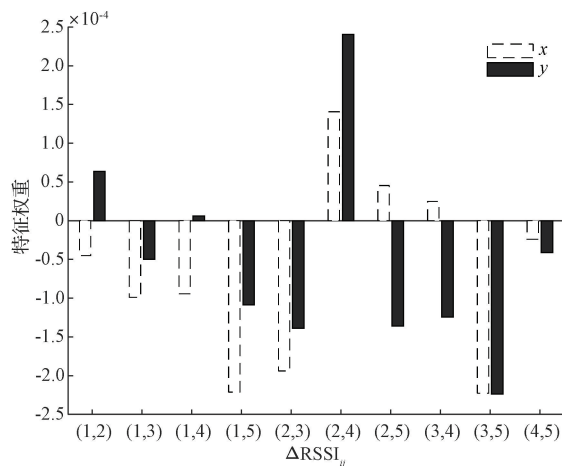


图 5 ΔRSSI 样本特征对定位的影响权重

Fig. 5 Influence weights of ΔRSSI sample features on localization

行聚类以对 3 个 ANFIS 的参数进行初始化,以降低 ANFIS 结构的复杂性和模糊规则的冗余度。在 ANFIS 的训练过程中采用最小二乘和误差反向传播混合学习算法,从样本数据库中随机选取 70% 的样本作为训练样本集,剩下的 30% 的样本作为测试样本集。在训练过程中,迭代次数均设置为 1 000。3 个 ANFIS 分别对 x 和 y 坐标训练完成后的收敛曲线如图 6 所示。

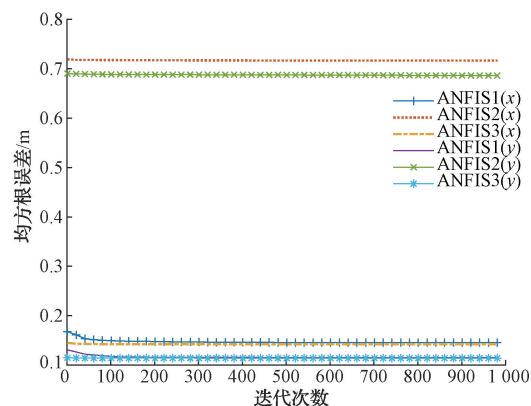
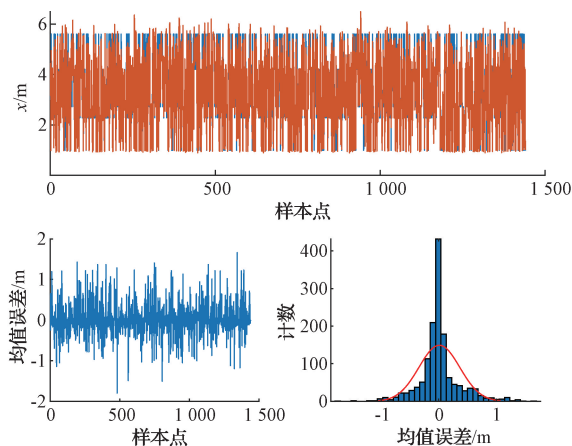


图 6 HANFIS-Tree 中 ANFIS 训练收敛曲线

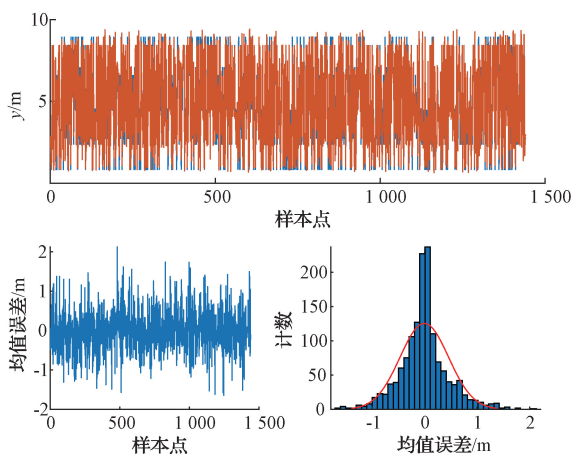
Fig. 6 ANFIS training convergence curve in HANFIS-Tree

从图 6 可以看出,迭代 100 次后, HANFIS-Tree 基本收敛,可见其收敛速度较快。相对于 ΔRSSI_{ij} 特征, RSSI 特征对 x 和 y 的影响更大。但增加 ΔRSSI_{ij} 的输入特征后,定位精度均有一定的提高。其中 y 的均方根误差均小于 x 的均方根误差,这可能与实验环境相关。从图 4 可以看出,其宽度方向(y)的尺寸是长度方向(x)的尺寸的 1.5 倍左右。

分别对训练完成后的 HANFIS-Tree 进行测试,测试结果如图 7 所示。



(a) x 坐标的测试结果
(a) Test results at x coordinates



(b) y 坐标的测试结果
(b) Test results at y coordinates

图7 HANFIS-Tree 定位算法的测试结果

Fig. 7 Test result of HANFIS-Tree localization algorithm

从图7可以看出,测试结果的均值误差符合高斯分布,并且均值误差为0的次数较多,误差大于1m的次数较少,可见,该算法的室内定位精度较高。

为了与ANFIS进行对比,采用与HANFIS-Tree训练和测试过程相同的样本集对ANFIS进行训练与测试,其收敛曲线如图8所示。从图8可以看出,其收敛速度低于HANFIS-Tree的收敛速度,而均方根误差差别不大。

采用ANFIS进行室内定位的测试结果如图9所示。对比图7和9可以看出,对于定位坐标 x 而言,HANFIS-Tree的均值误差更加集中,而且误差为0的次数更多。而ANFIS的 y 坐标的均值误差稍小。两种定位算法之间的数据对比如表1所示。

从表1可以发现,对于相同的输入样本特征数量,HANFIS-Tree的未知参数远少于ANFIS的未知参数,因此其计算效率提高1倍左右。在HANFIS-Tree算法中, x 的训练误差和测试误差均小于ANFIS定位算法,标准差相差不大。而ANFIS定位算法在 y 坐标的定位精度略

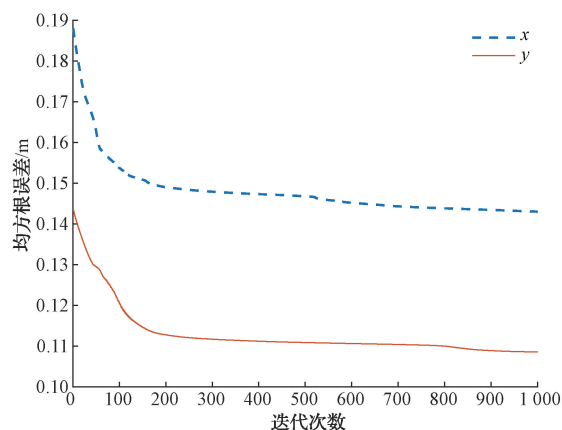
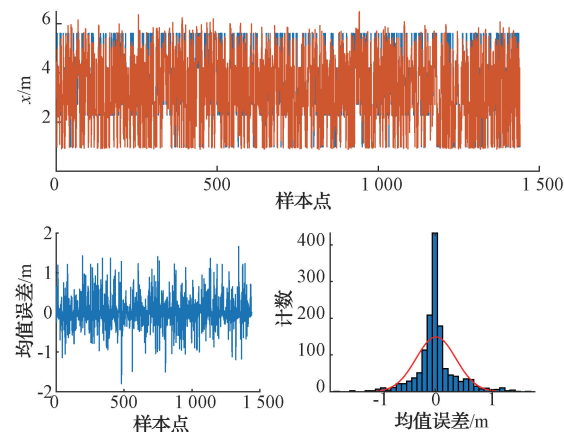
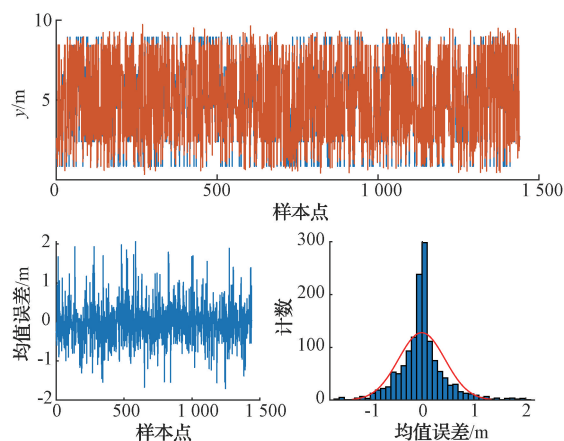


图8 ANFIS 收敛曲线

Fig. 8 ANFIS convergence curve



(a) x 坐标的测试结果
(a) Test results at x coordinates



(b) y 坐标的测试结果
(b) Test results at y coordinates

图9 ANFIS 定位算法的测试结果

Fig. 9 Test results of ANFIS localization algorithm

高于HANFIS-Tree定位算法。两种算法均存在一定的过拟合,但ANFIS定位算法的过拟合更加明显。可见,由较小的ANFIS构造互联型HANFIS-Tree,不仅能够有效

表 1 HANFIS-Tree 和 ANFIS 室内定位数据对比
Table 1 Comparison of HANFIS-Tree and ANFIS indoor positioning data

方法	未知参数		计算时长/s		均值误差/m				标准差/m			
					训练样本		测试样本		训练样本		测试样本	
	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>
ANFIS	279	248	789.9	664.9	0.234	0.285	0.258	0.297	0.326	0.427	0.374	0.450
HANFIS-Tree	174	158	380.6	341.7	0.211	0.319	0.223	0.321	0.328	0.461	0.355	0.463

减少模糊系统的未知参数数量和模糊规则数,缩短训练时间,而且能在一定程度上提高室内定位精度。

4 结 论

室内无线信号容易受到多种因素的影响,造成接收信号强度指示信息的波动,给指纹数据集带来一定的模糊性。模糊推理算法能提供易于理解和分析的系统,在指纹定位算法中具有较强的鲁棒性。自适应神经模糊推理系统继承了模糊推理系统的可解释性和神经网络的自学习能力,能够有效利用数据之间的隐形联系,避免了人为因素对模糊规则制定的影响,使定位算法具有较强的泛化性。

随着模糊系统输入参数的增加,模糊规则的数量将呈指数级增长,带来模糊系统的维数灾难和计算的复杂性,降低模糊系统的可解释性和鲁棒性。本文采用递阶自适应神经模糊推理系统树进行室内定位,有效减少了模糊规则数和未知参数数量,提高了系统的计算效率和模糊系统的可解释性。

实验结果表明,递阶自适应神经模糊推理系统树在 *x* 方向上的平均定位误差为 0.223 m,小于 ANFIS 在 *x* 方向上的平均定位误差 0.258 m。而在 *y* 方向上的平均定位误差为 0.321 m,略高于 ANFIS 在 *y* 方向上的平均定位误差 0.297 m,但其计算效率均提高了 1 倍左右。可见,本文采用的递阶自适应神经模糊推理系统树在室内定位算法中具有比较好的收敛性和更高的计算效率,精度也能满足要求。

参 考 文 献

[1] ZAFARI F, GKELIAS A, LEUNG K K. A survey of indoor localization systems and technologies [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(3): 2568-2599.

[2] YASSIN A, NASSER Y, AWAD M, et al. Recent advances in indoor localization: A survey on theoretical approaches and applications [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 19(2): 1327-1346.

[3] 李竞,卢建洲.一种基于图优化的室内定位指纹数据库建立方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(2): 29-35.

LI J, LU J ZH. Method for radio fingerprint databased establishment using graph optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2): 29-35.

[4] OUSSALAH M, ALAKHRAS M, HUSSEIN M I. Multivariable fuzzy inference system for fingerprinting indoor localization [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2015, 269: 65-89.

[5] ZHU Q, XIONG Q, WANG K, et al. Accurate WiFi-based indoor localization by using fuzzy classifier and mlps ensemble in complex environment [J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357 (3): 1420-1436.

[6] YANG X, LI X, ZHOU M, et al. Multi-dimensional fuzzy mapping for AP optimization based WLAN indoor localization [J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(8): 1875-1884.

[7] CHENG C H, YAN Y, HUANG Y F. Performance of improved fuzzy indoor zone positioning systems in wireless sensor networks [J]. Journal of Internet Technology, 2018, 19: 1241-1250.

[8] 沈阳,王鹏江,吉晓冬,等.二维里程辅助的掘进机自主导航方法研究[J].仪器仪表学报,2021,42(11):96-105.

SHEN Y, WANG P J, JI X D, et al. Research on autonomous navigation method of roadheader aided by two-dimensional mileage [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 201, 42(11): 96-105.

[9] 郭伟奇.基于模糊推理的室内定位方法研究[D].成都:电子科技大学,2015.

GUO W Q. Research on indoor positioning algorithm based on fuzzy inference [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015.

[10] JANG J S R. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1993, 23 (3): 665-685.

[11] 白仲航,项钲,谭昭芸,等.自适应神经模糊推理系统优化的快速上肢评估方法[J/OL].计算机集成制造系统,1-17[2024-05-16].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20231025.1157.002.html>.

- BAI ZH H, XIANG J, TAN ZH Y, et al. Fast upper limb evaluation method based on adaptive neuro fuzzy inference system optimization [J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 1-17 [2024-05-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20231025.1157.002.html>.
- [12] BACCAR N, JRIDI M, BOUALLEGUE R. Adaptive Neuro-fuzzy location indicator in wireless sensor networks [J]. Wireless Personal Communications, 2017, 97: 3165-3181.
- [13] KAVITHA V P, KATIRAVAN J. Localization approach of FLC and ANFIS technique for critical applications in wireless sensor networks [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 12: 4785-4795.
- [14] XU Y, ZHOU M, MA L. WiFi indoor location determination via ANFIS with PCA methods [C]. 2009 IEEE International Conference on Network Infrastructure and Digital Content. IEEE, 2009: 647-651.
- [15] 王巧利. 基于 RSSI 的自适应模糊神经推理定位算法研究[D]. 包头:内蒙古科技大学, 2020.
- WANG Q L. The research on positioning algorithm of adaptive fuzzy neural inference based on RSSI [D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science and Technology, 2020.
- [16] AKHARE R, MANGLA M, SHEKOKAR N, et al. Proposed framework for improving localization using bluetooth low energy beacons [M]. Real-Life Applications of the Internet of Things. Palm Bay: Apple Academic Press, 2022: 465-484.

作者简介

金宏平, 博士, 副教授, 主要研究方向为测试技术及应用。

E-mail: hp_jin@163.com

戴玉帆, 硕士研究生, 主要研究方向为室内定位技术。

E-mail: 1512388020@qq.com