

基于 RBF 神经网络的室内定位算法研究

龚 阳 崔 琛 余 剑 孙从易

(电子工程学院 合肥 230037)

摘 要: 在无线传感器网络室内定位中,由于遮挡、多径效应等因素的影响,传统基于 RSSI(Received Signal Strength Indicator)的定位算法存在测距不准、定位精度不高的问题。针对此问题,本文提出一种改进的基于 RBF(Radial Basis Function)神经网络的室内定位算法,算法在离线阶段直接建立各参考节点接收到的 RSSI 值与其位置坐标的映射关系;在线阶段采集待定位节点的 RSSI 值,利用学习好的神经网络对待定位节点进行定位。实验结果表明,与传统 RSSI 定位算法相比,本文提出的定位算法具备更高的定位精度。

关键词: 室内定位;RSSI; RBF 神经网络

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Research on indoor location algorithm based on RBF neural network

Gong Yang Cui Chen Yu Jian Sun Congyi

(Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract: Located in indoor environment of wireless sensor network, the traditional RSSI (Received Signal Strength Indicator) localization algorithm has the shortcomings of inaccurate distance measurement and imprecise location because of the influence of shelter and the multipath effect. Aimed to solve the problem, a RSSI localization algorithm used RBF (radial basis function) neural network is proposed. Offline stage, the mapping relation between the RSSI value that the reference node received and its spatial coordinate is established. Online stage, the RSSI value is collected and the well trained neural network is performed to locate the node without the known orientation. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively improve the positioning accuracy compared with the traditional RSSI localization algorithm.

Keywords: indoor location; RSSI; RBF neural network

1 引 言

在无线传感器网络定位中,定位技术可分为两类^[1]:基于非测距技术的定位(range free)和基于测距技术的定位(range based)。基于非测距技术的定位主要包括 DV-Hop、质心定位、APIT 定位等算法,这些算法只需根据网络的连通性实现节点定位,定位精度较低;而基于测距技术的定位主要包含 AOA (angle of arrival)^[2]、TOA (time of arrival)^[3]、TDOA(time difference of arrival)^[4]、基于 RSSI 等算法,这些算法需要测量待定位节点与锚节点之间的距离或角度信息来实现定位。其中,基于 RSSI 的定位原理简单、成本低且大多传感器节点都可以提供 RSSI 值,因此基于 RSSI 的定位方法被广泛应用。

目前,基于 RSSI 室内定位的研究大多数都是依据传统的无线信号传播模型,通过将待定位节点测得的 RSSI

值带入测距模型,计算得出待定位节点与锚节点之间的距离,然后根据不同的定位算法对待定位节点进行定位^[5-7]。然而在实际的复杂室内环境中,由于反射、折射、多径传播、障碍物遮挡等诸多环境因素的干扰,待定位节点接收到的 RSSI 信号的时变性很强,并且测距模型中的参数 A 和路径损耗因子 n 都存在很大的不确定性^[8],这样,利用测距方程对待定位节点进行测距往往存在误差,最终将距离运用到定位算法中使得定位误差较大。针对传统基于 RSSI 的定位算法存在的不足,文献[9-10]提出了一种基于 BP 神经网络学习的室内定位算法,利用 BP 神经网络学习 RSSI 和距离 d 的关系,避免了在复杂室内环境下对参数 A 、 n 进行确定,然后结合泰勒级数展开算法对待定位节点进行定位,取得了较高的定位精度。但 BP 神经网络存在固有缺陷——收敛速度慢、极易陷入局部最优,并且泰勒级数展开算法需要多次迭代,计算量大。文献[11]提出了一种 RSSI-神经

网络定位算法,用 BP 神经网络直接训练 RSSI 和位置坐标的关系,在线阶段,用训练好的网络进行定位,实验结果表明,此算法与极大似然算法相比具有更高的精度和更强的稳健性,但此算法仍然存在收敛速度慢的缺陷。文献[12]表明在非线形拟合方面,RBF 神经网络比 BP 神经网络具有更快的学习收敛速度和更高的精度。

针对以上分析,本文提出一种改进的基于 RBF 神经网络的 RSSI 定位算法。离线阶段,利用 RBF 神经网络可以以任意精度逼近非线性函数的特性直接建立 RSSI 与位置坐标的关系;在线阶段,利用训练好的 RBF 神经网络进行定位。此算法避免了对无线信号传播模型中复杂参数 A 、 n 的拟合以及对 BP 神经网络定位中后续定位算法的应用,减小了计算量的同时提高了定位精度。

2 传统 RSSI 定位算法

2.1 RSSI 测距原理

在无线传感器网络定位中,传统基于 RSSI 的定位算法主要包括测距和定位两个方面,测距普遍采用经典的 Shadowing 模型^[13]作为信号传播模型。其表达式为:

$$p(d) = p(d_0) + 10n\log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) + X \quad (1)$$

式中: d_0 表示参考点到锚节点的参考距离, $p(d_0)$ 表示参考点处的信号传输损耗, d 表示待定位节点到锚节点的距离, $p(d)$ 表示待定位节点处的信号传输损耗, n 表示路径损耗因子, X 表示遮挡因子。

在实际应用过程中,通常不考虑遮挡因子 X ,取 $d_0 = 1 \text{ m}$, $A = \text{RSSI}(d_0)$, $p(d) = p_r - \text{RSSI}(d)$, $p(d_0) = p_r - \text{RSSI}(d_0)$, 其中 p_r 为锚节点发射功率, $\text{RSSI}(d)$ 和 $\text{RSSI}(d_0)$ 分别为待定位节点和 1 m 参考节点处接收到锚节点发射信号的 RSSI 值,则式(1)可简化为:

$$\text{RSSI}(d) = A - 10n\log(d) \quad (2)$$

2.2 定位原理

由式(2)求出待定位节点到锚节点的距离 d 后,再对待定位节点进行定位,常用的定位算法有极大似然定位算法、双曲线定位算法、泰勒级数展开算法等。其中双曲线定位算法以其精度高、计算复杂度小而被广泛使用^[14]。其定位原理如下:

$$\begin{cases} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 = d_1^2 \\ (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x-x_N)^2 + (y-y_N)^2 = d_N^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$ 分别表示锚节点 1, 锚节点 2, ..., 锚节点 N 的坐标, (x, y) 表示待定位节点坐标, d_1, d_2, \dots, d_N 表示待定位节点与锚节点 1, 锚节点 2, ..., 锚节点 N 的距离,将式(3)化简,保留二次项得到

式(4)。

$$\begin{cases} x^2 + y^2 - 2x_1x - 2y_1y = d_1^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ x^2 + y^2 - 2x_2x - 2y_2y = d_2^2 - x_2^2 - y_2^2 \\ \vdots \\ x^2 + y^2 - 2x_Nx - 2y_Ny = d_N^2 - x_N^2 - y_N^2 \end{cases} \quad (4)$$

将式(4)化简,写成线性方程的形式 $\mathbf{B} \cdot \mathbf{C} = \mathbf{b}$, 其中 $\mathbf{C} = [x^2 + y^2 \quad x \quad y]^T$,

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & -2x_1 & -2y_1 \\ 1 & -2x_2 & -2y_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & -2x_N & -2y_N \end{bmatrix} \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} d_1^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ d_2^2 - x_2^2 - y_2^2 \\ \vdots \\ d_N^2 - x_N^2 - y_N^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

用最小二乘法求解上述线性方程组,便可得到待定位节点坐标 (x, y) :

$$\mathbf{C} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{b} \quad (6)$$

2.3 传统 RSSI 定位算法误差分析

分析上述传统的 RSSI 定位算法可知,待定位节点的定位误差主要源于以下两个方面:

1) 测距存在误差。由式(2)可以看出,参数 A 、 n 的值决定了接收信号强度和信号传输距离的关系,因此传输距离 d 与 A 、 n 密切相关,而在复杂环境条件下,无线信号在空间传播时会受到折射、反射和障碍物遮挡等因素的影响,使得 A 、 n 的获取将会存在很大的不确定性,将 A 、 n 作为确定值带入测距模型对整个环境进行测距,误差较大。

2) 双曲线定位算法存在误差。通过式(2)计算得到待定位节点到锚节点的距离后,用双曲线定位算法进行定位,在对式(4)使用最小二乘法求解的过程中,各锚节点与待定位节点之间的测距误差并不满足同方差性,因此使用最小二乘法求解得到的待定位节点坐标并不是最优估计,存在一定误差。

3 基于 RBF 神经网络定位算法

由上述分析可知,由于 A 、 n 的不确定性,使得 RSSI 和位置坐标 (x, y) 存在非常复杂的非线性关系,文献[15]证实 3 层前馈式的 RBF 神经网络具有很强的非线性拟合能力,可以映射任意复杂的非线性关系,在复杂的室内环境下,将 RBF 神经网络引入到基于 RSSI 定位中可以实现较高精度的定位。

3.1 RBF 神经网络定位模型

如图 1 所示,RBF 神经网络定位模型主要由输入层、隐含层和输出层 3 层网络构成,输入层包含 i 个节点,输入向量 $\mathbf{M} = (\text{RSSI}_{j_1}, \text{RSSI}_{j_2}, \text{RSSI}_{j_3}, \dots, \text{RSSI}_{j_i}), \text{RSSI}_{j_i}$ 分别代表第 j 个参考节点接收到第 i 个锚节点的 RSSI 值,隐含层节点激活函数 φ 为高斯径向基函数, \mathbf{W} 为输出权值矩阵,输出层包含两个节点,输出向量 \mathbf{N} 为隐含层输出的线性组合, $\mathbf{N} = \Phi \mathbf{W}$, Φ 为径向基函数矩阵。

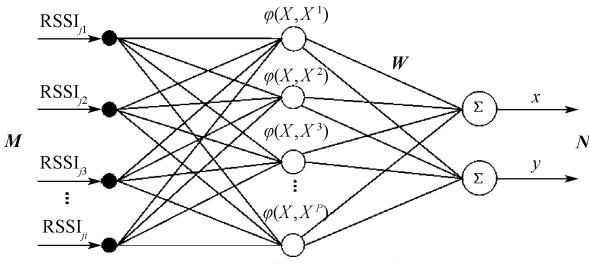


图 1 RBF 神经网络定位模型

3.2 RBF 神经网络定位

定位过程主要分为以下 3 个阶段：

1) 样本采集

离线阶段,在待定位区域设定一系列参考点,接收各锚节点发射的信号,将参考点获得的 RSSI 值作为 RBF 神经网络的输入样本,将参考点位置坐标作为 RBF 神经网络的输出。

2) 权值调整

定义误差函数为：

$$E = \frac{1}{2} e_q^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 (d_k - o_k)^2 = \frac{1}{2} [(x - x_k)^2 + (y - y_k)^2] \quad (7)$$

式中: e_q 表示输入第 q 个样本时的误差, d_k 表示网络期望输出, o_k 表示网络实际输出, (x, y) 表示参考节点的实际位置坐标, (x_k, y_k) 表示 RBF 神经网络学习得到的位置坐标,在网络训练过程中,采用最小均方法(LMS)对权值进行调整:

$$\Delta W_k = \eta (d_k - W_k^T \Phi) \Phi \quad (8)$$

式中: η 为学习速率, ΔW_k 的各分量为: $\Delta w_{jk} = \eta (d_k - W_k^T \Phi) \varphi_j$; $j = 1, \dots, 4; k = 1, 2$, 权值更新公式为:

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk} \quad (9)$$

不断输入样本进行训练,调整权值,使得网络的实际输出趋向于期望输出,训练误差减小到可以接受的范围。

3) 待定位节点定位

在线阶段,采集待定位节点接收到的锚节点的 RSSI 值,输入到已经训练好的 RBF 神经网络中进行定位。

改进的 RBF 神经网络定位算法的流程如图 2 所示。

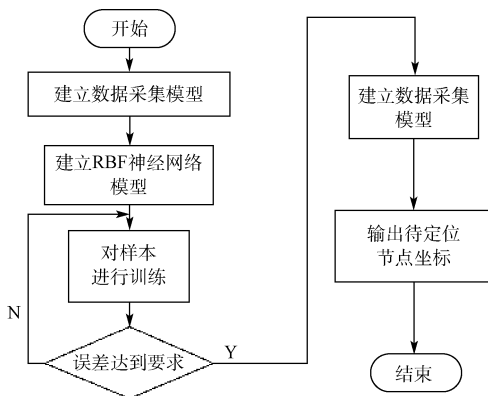


图 2 RBF 神经网络定位流程

4 实验仿真

4.1 实验环境搭建

实验选择 stm32ARM 芯片对 SEMTECH 公司的 SX1278 无线收发芯片进行开发,芯片以及硬件连接如图 3(a)、(b)所示,开发环境为 Keil uVision5, SX1278 芯片支持 IEEE802.15.4 协议,设置其工作方式为 FSK 模式,射频信号工作频率为 490 MHz,码率为 2.4 kHz,为提高信噪比,选择发射功率为 17 dBm,实验环境为学校第二课堂活动室,实验室面积为 10 m×8 m,定位区域面积为 8.4 m×7.2 m,在定位区域的四个角落固定位置放置 4 个节点作为锚节点,每距离 1.2 m 放置 1 个参考节点(圆点),共 52 个参考节点,记录这些参考节点的坐标,总的 RSSI 训练样本为 52×4=208 个,选取 18 个未知节点(三角形)作为待定位节点,实验环境如图 3(c)所示,节点分布如图 3(d)所示。

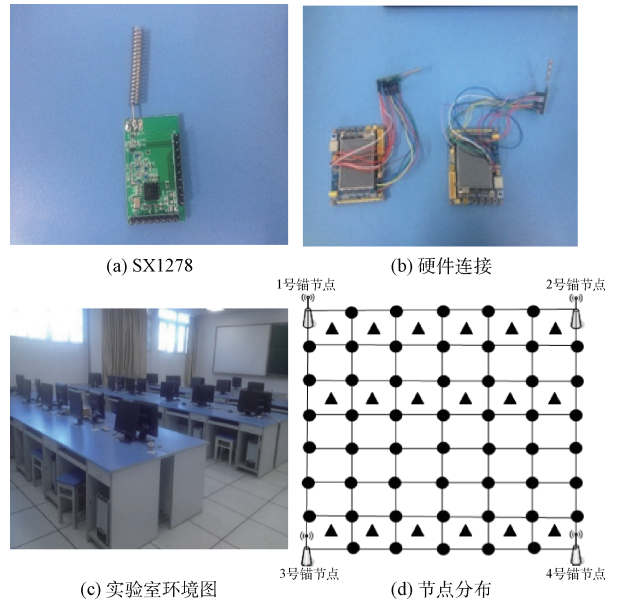


图 3 实验环境搭建

4.2 实验过程

将 4 个发射节点作为锚节点分别放置在实验室的 4 个角落,其坐标分别为(0, 8.4), (7.2, 8.4), (0, 0), (7.2, 0), 放置的 4 个锚节点高度距离地面 0.75 m,每个锚节点每隔 0.1 s 向参考节点发射信号。将 1 个接收节点分别放置在图 3(d)所示的参考位置处,分别接收来自 4 个锚节点的信号,接收 100 次并记录其 RSSI 值,采用均值处理模型^[16]对 RSSI 进行预处理,建立 RSSI 与位置坐标的对应关系,输入到 RBF 神经网络中进行学习。然后将接收节点放置在图 3(d)所示的 18 个待定位节点处,接收来自 4 个锚节点的 RSSI 值,同样采用均值处理模型对 RSSI 进行预处理,将 RSSI 输入到已经学习好的神经网络中进行定位,得到待定位节点的位置坐标。

定位误差的评判标准为待定位节点的估计位置点与真实位置点坐标之间的欧式距离,即:

$$Error = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2} \quad (10)$$

式中: (x, y) 为待定位节点的实际坐标, (\hat{x}, \hat{y}) 为 RBF 神经网络定位算法所得坐标。

4.3 实验结果与分析

实验结果如图 4 以及表 1 所示。

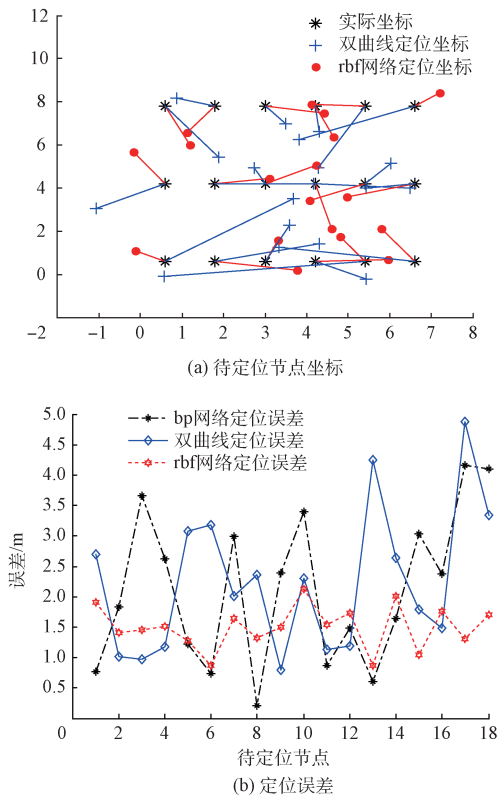


图 4 实验结果

表 1 3 种定位算法定位误差比较

定位算法	最大定位误差/m	最小定位误差/m	平均定位误差/m
BP 神经网络定位算法	4.161 3	0.217 5	2.118 1
双曲线定位算法	4.881 7	0.795 7	2.238 0
RBF 神经网络定位算法	2.130 3	0.865 5	1.501 2

从图 4 可以看出,对 18 个待定位节点进行定位,与传统的双曲线定位算法相比,BP 神经网络定位算法和本文提出的 RBF 神经网络定位算法定位效果较好,这是由于 BP 神经网络定位算法和 RBF 神经网络定位算法直接建立 RSSI 与坐标的关系进行定位,克服了传统双曲线定位算法需要在复杂室内环境下对不确定参数 A, n 进行拟合所产生的测距误差的不足,有效提高了定位精度,同时 RBF 神经网络比 BP 神经网络定位收敛速度更快、精度更高。由表 1 可知,与 BP 神经网络定位算法和传统的双曲线定位

算法定位相比,本文提出的 RBF 神经网络定位算法精度分别提高了 5% 和 32.9%,所有的待定位节点的定位误差基本都在 2 m 以内,并且平均误差仅为 1.50 m。

5 结 论

本文针对传统的 RSSI 的双曲线定位算法中,由于 A, n 的不确定性,在复杂环境下定位误差大,精度不高的问题,提出了基于 RBF 神经网络的室内定位改进算法,通过直接学习 RSSI 与位置坐标的关系,对待定位节点进行定位,避免了传统定位算法中参数 A 和路径损耗因子 n 对测距以及定位的影响,实验结果表明,本文提出的算法有效提高了定位精度,基本满足室内定位的要求。

参考文献

- [1] 彭宇,王丹. 无线传感器网络定位技术综述 [J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(5): 389-399.
- [2] LEE Y S, PARK J W, BAROLLI L. A localization algorithm based on AOA for ad-hoc sensor networks[J]. Mobile Information Systems, 2012, 8(1): 61-72.
- [3] VAGHEFI S Y M, VAGHEFI R M. A novel multilayer neural network model for TOA-based localization in wireless sensor networks [C]. The 2011 International Joint Conference on Neural Networks(IJCNN), IEEE, 2011: 3079-3084.
- [4] CAO J. A new hybrid algorithm on TDOA localization in wireless sensor network [C]. 2011 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA), IEEE, 2011: 606-610.
- [5] XU L, WANG K, JIANG Y, et al. A study on 2D and 3D weighted centroid localization algorithm in Wireless Sensor Networks[C]. 2011 3rd International Conference on Advanced Computer Control(ICACC), IEEE, 2011: 155-159.
- [6] 钟丽鸿,胡成全,金京姬. 基于 RSSI 极大似然估计定位算法的分析与实现[J]. 吉林大学学报:理学版, 2014, 52(3): 556-560.
- [7] 刘雪兰,王宜怀,陆全华,等. 无线传感器网络 RSSI 定位算法改进[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(11): 87-89.
- [8] 彭宇,罗清华,王丹,等. 一种基于区间数聚类的 RSSI-D 估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(3): 491-498.
- [9] 张会清,石晓伟,邓贵华,等. 基于 BP 神经网络和泰勒级数的室内定位算法研究[J]. 电子学报, 2012, 40(9): 1876-1879.
- [10] 石晓伟,张会清,邓贵华. 基于 BP 神经网络的距离损耗模型室内定位算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(7): 1944-1947.

(下转第 99 页)