

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106040

基于 SAGA-BP 神经网络室内定位算法*

朱清山 王 伟

(中北大学 信息与通信工程学院 太原 030051)

摘 要: 基于 ZigBee 接收信号强度指标的室内定位由于其成本低、硬件功耗低和易于实现而受到越来越多的研究者关注和使用。由于存在多径效应和阴影效应的影响,传统的室内定位算法无法获得良好的定位效果。为了提高传统的无线传感器网络室内定位算法的定位精度,提出了退火算法(SA)与遗传算法(GA)优化神经网络(SAGA-BP)的室内定位算法,采用退火算法结合遗传算法优化神经网络算法的初始权值和初始阈值。仿真实验表明,仿真中添加一定的随机噪声,得出 SAGA-BP 算法的平均定位误差为 0.40 m,最大定位误差为 0.83 m;相比于神经网络(BP)定位算法和遗传算法改进神经网络(GA-BP)定位算法的定位精度分别提高了 56%和 8.6%,有效地提高室内定位精度。

关键词: ZigBee;室内定位;定位精度;RSSI;SAGA-BP;神经网络

中图分类号: TP183;TN212 **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 SAGA-BP neural network

Zhu Qingshan Wang Wei

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Indoor positioning based on ZigBee received signal strength index has attracted more and more researchers' attention and use because of its low cost, low hardware power consumption and easy implementation. Due to the influence of multipath effect and shadow effect, the traditional indoor positioning algorithm can not obtain good positioning effect. In order to improve the positioning accuracy of traditional wireless sensor network indoor positioning algorithm, proposes an indoor positioning algorithm based on annealing algorithm (SA) and genetic algorithm (GA) optimized neural network (SAGA-BP). The initial weight and initial threshold of neural network algorithm are optimized by using annealing algorithm mechanism combined with genetic algorithm. The simulation results show that the average positioning error of SAGA-BP algorithm is 0.40 m and the maximum positioning error is 0.83 m by adding a certain amount of random noise in the simulation, compared with the neural network (BP) positioning algorithm and genetic algorithm, the positioning accuracy of improved neural network (GA-BP) positioning algorithm is improved by 56% and 8.6%, which effectively improves the indoor positioning accuracy.

Keywords: ZigBee; indoor positioning; positioning accuracy; RSSI; SAGA-BP; neural network

0 引 言

随着移动互联网技术的飞速发展,对基于位置的服务(location based services, LBS)的需求也在增加。由于无法在室内环境中接收 GPS(global positioning system)信号,因此需要各种室内定位技术^[1]。目前定位算法主要有最邻近法^[2]、质心定位法^[3]、三边定位法^[4]、三角定位法^[5]、指纹定位法^[6]、航位推算法^[7]、粒子群定位算法^[8]和神经网络定位算法等^[9]。在优化算法中,刘绍刚等^[10]提出一种基于遗传算法优化参数的 BP 神经网络的室内定位系统;余振宝

等^[11]提出 GA-BP 神经网络模型的 RSSI 测距算法;卞国龙等^[12]提出 PSO-BP 算法的无线传感器网络定位优化算法,但还是容易陷入局部最优解。因此,寻找一种高效室内定位算法,对定位精度的提高具有重大意义。

针对室内定位精度低,本文提出一种 SAGA-BP 神经网络室内定位算法。利用 SAGA 算法对神经网络的权值和阈值进行优化,以达到提高工作效率,加快训练速度,有效避免局部最优值^[13-14]。本文通过 BP、GA-BP 以及 SAGA-BP 算法进行实验对比,实验表明,SAGA-BP 定位算法平均误差为 0.40 m,较 BP 算法平均误差 0.91 m 和

收稿日期:2021-03-18

* 基金项目:中北大学重点实验室开放研究基金(DXMBJJ2018-08)、山西省重点研发计划(201603D121006-1)项目资助

GA-BP 算法平均误差 0.437 m 有所提高,适用于室内定位技术。

1 RSSI 与距离的路径损耗模型

由于多径效应的影响,接收端接收到的平均信号强度都与传输距离之间成对数衰减关系,其对数路径损耗(path loss, PL)可表示为:

$$\Pr(d) = \Pr(d_0) + 10n\lg(d/d_0) + X \quad (1)$$

式中: d 为已知节点和未知节点的实际距离; d_0 为实验参考距离,通常参考值 d_0 为 1 m; $\Pr(d)$ 为接收终端所接收到的接受信号强度,记为 Λ ; $\Pr(d_0)$ 是参考距离所接收到的接收信号强度指示; X 是均值为 0 的高斯随机噪声,遵循高斯分布。 $\Pr(d_0)$ 用 A 表示,得到简化的 Shadow 模型,如式(2)所示。

$$\Pr(d) = A - 10n\lg(d) + X \quad (2)$$

本文将 $A = -40$ dB,信号路径损耗因子 $n = 2$,可得 RSSI 的路径损耗模型如图 1 所示。

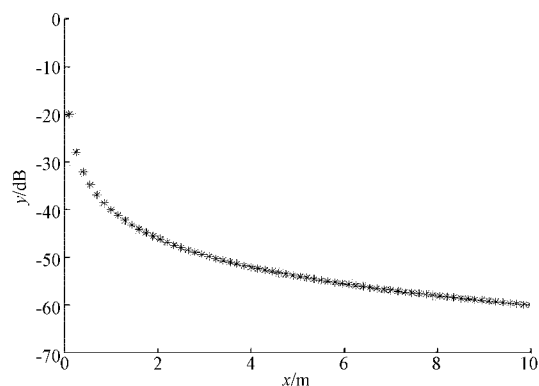


图 1 路径损耗模型

由路径损耗模型可知,在 0~10 m 内,RSSI 随着距离的增大而减小,但减小的趋势越来越小。本文选取 4 m 作为最佳接受通信距离,超过 4 m 距离,因为环境等因素,接收的 RSSI 会发生上下波动引起的定位误差越大,定位精度不准确。

2 SAGA-BP 室内定位算法

2.1 BP 算法

BP(back propagation)算法又称为误差反向传播算法,是人工神经网络中的一种监督式的学习算法。BP 神经网络算法在理论上可以逼近任意函数,基本的结构由非线性变化单元组成,具有很强的非线性映射能力。因此,应用神经网络对非线性的信号损耗模型进行训练^[15]。

神经网络由输入层、隐藏层、输出层组成。神经网络的基本结构如图 2 所示。

BP 算法由信号的正向传播和误差的反向传播两个过程组成。正向传播:从输入层开始,输入值乘以对应的权值,然后再加上其对应的偏置,最后通过激励函数得到输出值,如

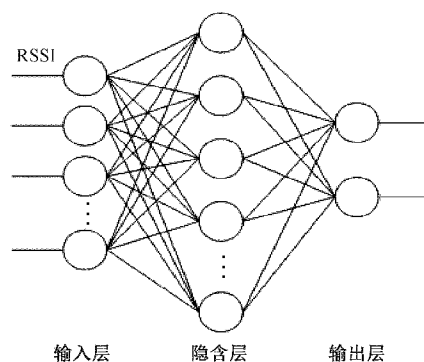


图 2 神经网络的基本结构

果输出层的实际输出与期望输出不同,则转至误差反向传播;如果输出层的实际输出与期望输出相同。计算公式为:

$$I_j = \sum_{i=1}^N w_{ij}x_i + B_j \quad (3)$$

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-s_j}} \quad (4)$$

式中: x_i 为输入值, O_j 为输出值, w_{ij} 为权值, B_j 为偏向值。

反向传播:通过将输出误差反传,将误差分摊给各层所有单元,从而获得各层单元的误差信号,进而修正各单元的权值,实际输出与期望输出的平方误差为:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (5)$$

根据梯度下降法,对于隐函数和输出层之间的权值和阈值调整如下:

$$w_{ij} = w_{ij} - \eta \cdot \frac{\partial E(w, b)}{\partial w_{ij}} = w_{ij} - \eta \cdot \delta_{ij} \cdot x_i \quad (6)$$

$$b_j = b_j - \eta \cdot \frac{\partial E(w, b)}{\partial b_j} = b_j - \eta \cdot \delta_{ij} \quad (7)$$

权值不断调整的过程,也就是网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度,或进行到预先设定的学习次数为止。

2.2 SAGA-BP 神经网络定位算法

SAGA-BP 算法是将模拟退火算法引用与遗传算法,将编码后的染色体经选择,交叉和变异更新后,加入模拟退火算法机制,以达到对神经网络的初始权值和初始阈值的优化,使其快速跳出局部最优解,收敛到全局最优解。最后将全局最优解映射到 BP 神经网络的初始权值和阈值中,通过训练得出定位结果。

SAGA-BP 神经网络定位算法具体流程如下。

1) 初始化神经网络的权值和阈值,将各层的权值和阈值映射到遗传算法 N 维染色体中,并作为初始全局最优解。

2) 随机初始化种群规模 $\text{sizepop} = 30$,迭代次数 $\text{maxgen} = 10$,交叉概率 $\text{pcross} = 0.3$,变异概率 $\text{pmutation} = 0.1$,起始温度 $t = 10$ °C 和退火速度 0.8。

3) 计算适应度,通过实际输出 A_i 和期望输出 B_i 的差

得到适应度,即:

$$f = \sum_{i=1}^N (A_i - B_i)^2 \quad (8)$$

4)判断适应度的精度或温度是否达到收敛条件达到则跳转步骤 8)。

5)将个体和全局最优适应度分别与每个染色体的适应度值和平均适应度值比较,更新个体和全局最优适应度。

6)对染色体进行选择,交叉和变异的更新,通过选择轮盘赌法 $Psi = f_i / \sum_{j=1}^n f_j$ 进行选择,来评判这些染色体的适应度,将选择后的染色体经过交叉和变异完成迭代。

选择:

$$Psi = f_i / \sum_{j=1}^n f_j \quad (9)$$

交叉:

$$a = \begin{cases} \frac{f_{\max} - f_i}{f_{\max} - f_{\min}}, & f_i \geq f_{\text{avg}} \\ 0.5, & f_i < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (10)$$

变异:

$$w' = w + \beta(p - 0.5)E_{\max} \quad (11)$$

7)计算每个新染色体的适应度以及与未通过遗传算法更新前的每个染色体适应度的差值 $\Delta f = f_{xi}^{t+1} - f_{xi}^t$; 如果 $\Delta f \leq 0$, 则接收该染色体,返回到步骤 3); 如果 $\Delta f > 0$, 则接受此染色体的概率为 $z = \exp(-\Delta f/t)$ 。其中, t 为退火温度; 若 $z > \epsilon$ ($0 < \epsilon < 1$), 则接受此染色体,返回到步骤 3); 否则拒绝该染色体,进行退火降温处理 $t = \beta t$, β 为退火的速度,然后再返回步骤 3)。

8)通过 SAGA 定位算法得到的最优解按照步骤 1)反映到神经网络的权值和阈值,并经过相关训练得未知节点位置 (x, y) 。

3 仿真实验结果分析

本文首先建立仿真实验环境,在 $8\text{ m} \times 8\text{ m}$ 的区域内,布置了 7 个信标节点和 78 个参考点,如图 3 所示。7 个黑色的 \circ 代表信标节点,信标节点布局方式为圆弧三角形布局模型,每个相邻信标节点间的距离为 4 m。三段圆弧围成的区域为鲁洛克斯三角形(圆弧三角形)^[16],其布局方式使信标节点位于最佳布局的通信范围内;黑色的三角形代表参考节点,相邻参考节点间的距离为 1 m。

本文以图 3 为室内仿真区域,通过路径损耗模型建立指纹数据库。随机选取 48 个未知节点,然后选取路径损耗因子 $n=2$, 1 m 处的接收信号强度 $A=-40\text{ dB}$,利用式(2)计算参考点与各个信标节点的距离所对应的接收信号强度,以模拟指纹数据库,建立模型。如式(12)所示, $RSSI_i$ 表示接收第 i 个信标节点信号, x 与 y 表示参考点坐标。

$$\{RSSI_1, RSSI_2, \dots, RSSI_N, (x, y)\} \quad (12)$$

将参考节点作为 SAGA-BP 神经网络训练的输入值与输出值,在无噪声条件下定位效果准确度都很高,基本上都是没

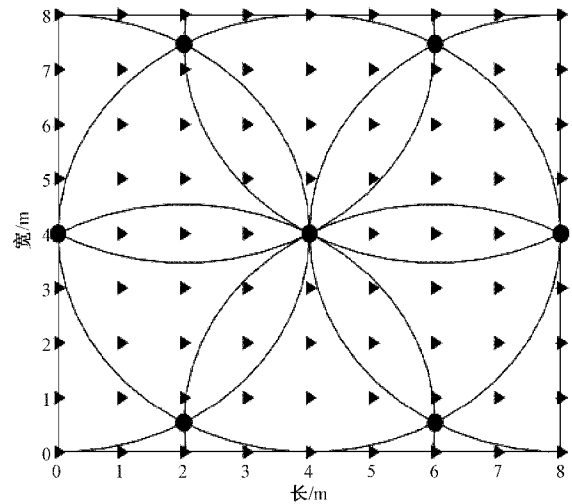
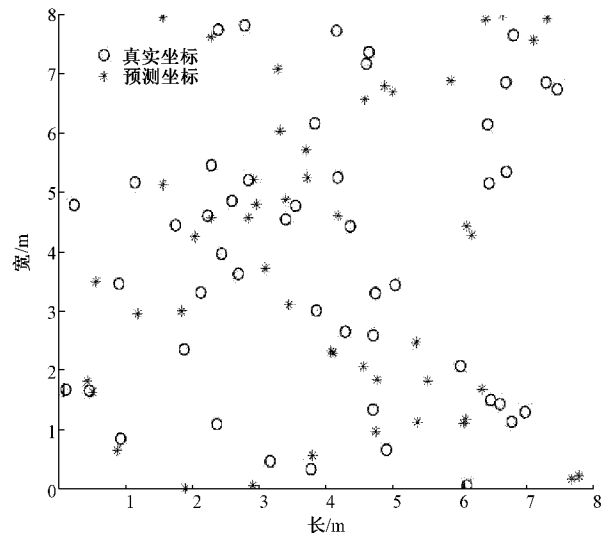
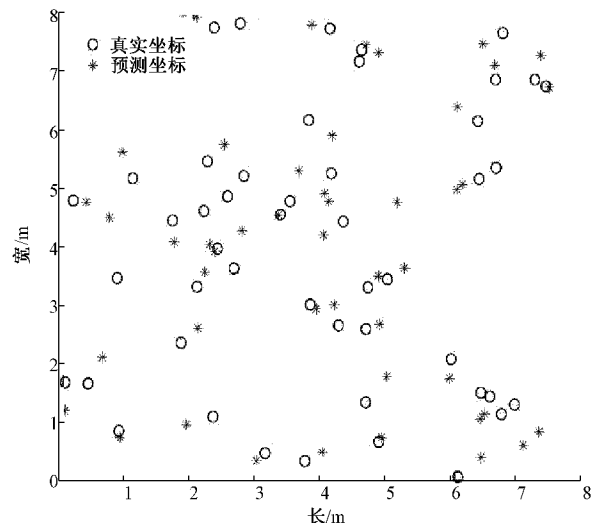


图 3 指纹仿真踩点图

有误差。再添加随机噪声实验得到如图 4 所示的定位结果。



(a) BP有噪声仿真误差



(b) GA-BP有噪声仿真误差

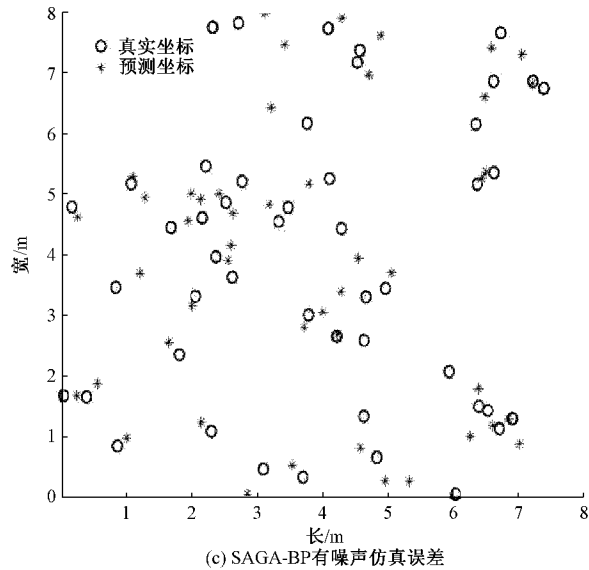


图 4 有噪声仿真定位结果

图 4 中,定位结果有噪声仿真存在 $-1\sim 1$ dB 随机噪声 X, 圆点表示真实节点位置, 黑色 * 点表示预测节点位置, 定位误差比较明显, 得到定位误差如图 5 无噪声仿真误差和图 6 有噪声仿真误差所示。

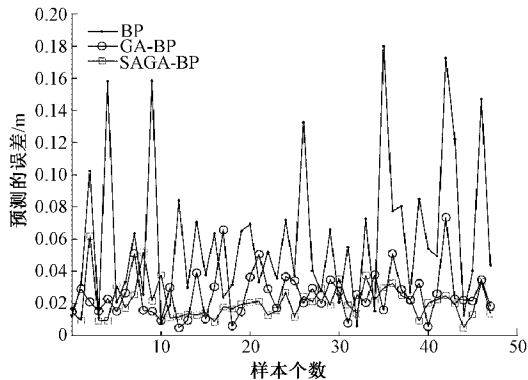


图 5 无噪声仿真误差

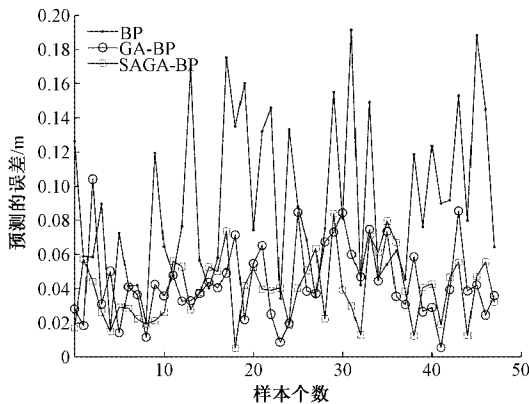


图 6 有噪声仿真误差

其中,定位误差如表 1 所示。

表 1 仿真定位误差

算法	最大误差	最小误差	平均误差
无噪 BP	18 cm	0.59 cm	5.3 cm
无噪 GA-BP	7.3 cm	0.48 cm	2.6 cm
无噪 SAGA-BP	6.2 cm	0.49 cm	2.1 cm
有噪 BP	1.91 m	0.16 m	0.91 m
有噪 GA-BP	1.04 m	0.054 m	0.43 m
有噪 SAGA-BP	0.83 m	0.050 m	0.40 m

得到结论: SAGA-BP 神经网络定位算法在 $-1\sim 1$ dB 的随机噪声定位中平均定位精度为 0.40 m, 最大误差为 0.83 m, 最小误差为 0.050 m, 相比于 BP 算法和 GA-BP 定位算法分别提高 56% 和 8.6%。SAGA-BP 神经网络定位算法的平均误差相比于其他算法无论在最大值和平均值都得到显著提升。

4 结 论

为了提高室内定位精度, 本文通过对路径损耗模型进行分析, 提出了 SAGA-BP 神经网络定位算法, 通过采用退火算法结合遗传算法优化神经网络的初始权值和初始阈值, 达到对神经网络算法进行优化。该方法快速跳出局部最优解, 收敛到全局最优解。提高了室内定位算法精度, 最大误差、最小误差和平均误差都有所减小, 值得被用于无线室内定位方向参考。

参考文献

- [1] HAN L, JIANG L, KONG Q, et al. Indoor localization within multi-story buildings using MAC and RSSI fingerprint vectors [J]. Sensors, 2019, 19:2433.
- [2] 朱清山, 王伟. 基于 RSSI 的指纹地图室内定位算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(10): 6-9.
- [3] 张勇, 徐小龙, 徐科宇. 基于加权质心法的 WLAN 室内定位系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(7): 1036-1041.
- [4] XU H, DING Y, WANG R, et al. A novel radio frequency identification three-dimensional indoor positioning system based on trilateral positioning algorithm[J]. Journal of Algorithms and Computational Technology, 2016, 10(3): 158-168.
- [5] BULYCHEV V Y, BULYCHEV Y G, LVAKINA S S. Passive location based on angular and power measurements of a system of radars[J]. Journal of Computer & Systems Sciences International, 2014, 53(1): 63-70.
- [6] 王力, 陈宇翔, 孙健. 基于 LoRa 指纹的室内定位算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(1): 144-150.
- [7] 刘涛, 张星, 李清泉, 等. 一种运动恢复结构和航位推算

- 结合的室内行人视觉定位方法[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(6): 744-753.
- [8] SHANG W, WEI X, LI Y, et al. An improved underwater electric field-based target localization combining subspace scanning algorithm and Meta-EP PSO algorithm [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2020, 8(4): 232.
- [9] 龚阳, 崔琛, 余剑, 等. 基于 RBF 神经网络的室内定位算法研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(10): 57-60, 99.
- [10] 刘绍刚, 李燕梅, 李艳平. 基于 BP 神经网络的室内移动定位技术[J]. 现代电子技术, 2019, 42(15): 25-28.
- [11] 余振宝, 卢小平, 陶晓晓, 等. 一种 GA-BP 神经网络模型的 RSSI 测距算法[J]. 导航定位学报, 2020, 8(2): 63-68.
- [12] 卞国龙, 黄海松, 王安忆, 等. 基于 PSO-BP 算法的无线传感器网络定位优化[J]. 电讯技术, 2017, 57(2): 139-144.
- [13] 王存华, 王伟. 基于模拟退火优化 BP 算法的指纹地图构建方法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(3): 17-24.
- [14] 刘旭明, 王伟. 基于遗传算法优化的支持向量回归的室内定位算法[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(2): 114-119.
- [15] 王立辉, 王佳斌. 一种基于 BP-GA 的室内定位模型[J]. 微型机与应用, 2013, 32(22): 50-52, 55.
- [16] WANG W, ZHU Q, LI M, et al. A research on the indoor rotating arc triangle positioning algorithm based on RSSI[J]. IEEE Access, 2020: 223069-223077.

作者简介

朱清山, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络、室内定位。

E-mail: 571097185@qq.com

王伟, 博士, 副教授, 主要研究方向为电子信息技术、无线传感器网络方面的研究。

E-mail: 41695559@qq.com