

无线传感器网络定位技术的优化处理

卞国龙¹, 黄海松¹, 葛至峥², 刘培晨³

(1 贵州大学 现代制造技术教育部重点实验室, 贵州 贵阳 550025;

2 中国海洋大学 管理学院, 山东 青岛 266100; 3 青岛大学 机电工程学院, 山东 青岛 266071)

摘 要: 无线网络节点定位技术给人员提供了安全保障, 在研究传统无线定位的基础上, 同时针对现有的基于神经网络定位算法的精度不高等问题, 提出了一种新型的基于 PSO-BP 网络的定位算法. 为了提高系统精度首先采用卡尔曼算法进行滤波处理, 然后通过一种 PSO-BP 算法对 BP 网络初始权值和阈值进行优化, 并对比现有的 RSSI 算法, 分析不同算法的性能. BP 神经网络权值的修正依赖于非线性梯度值, 易形成局部极小值, 同时学习次数较多. 实验证明, 改进的 PSO-BP 算法在误差反传调整权值的基础上, 采用改进的 PSO 算法的学习机制修正权值, 增加了 BP 算法收敛速度和全局收敛性, 提高了 BP 网络的学习能力.

关键词: 节点定位; RSSI 算法; ZigBee 网络; 粒子群算法; 误差; BP 神经网络

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)04-0049-06

Optimized Wireless Sensor Network Positioning Technology

BIAN Guo-long¹, HUANG Hai-song¹, GE Zhi-zheng², LIU Pei-chen³

(1 Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology, Ministry of Education Guizhou University,

Guiyang 550025, China; 2 Management College, Ocean University Of China, Qingdao 266100, China;

3 College of Mechanical and Electronic Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

Abstract: On the basis of research on traditional wireless location, while not high for the existing positioning accuracy of neural network algorithm, we propose a new type of location-based algorithm PSO-BP network. In order to improve the accuracy of the system first Kalman filtering algorithm, and then by means of a PSO-BP algorithm BP initial weights and thresholds to optimize and compare existing RSSI algorithm to analyze the performance of different algorithms. Fixed BP neural network weights depends on the non-linear gradient value, easy to form a local minimum, while learning more frequently. Experimental results show that the improved PSO-BP algorithm based on the error back propagation adjustment weights on the use of learning mechanism correction weights improved PSO algorithm, an increase of BP algorithm convergence speed and global convergence, improved BP network learning ability.

Key words: node localization; received signal strength indication; ZigBee network; particle swarm optimization; error; back propagation

1 引言

随着工业发展, 人员定位技术的需求增大, 人员的安全查找问题一直是目前研究的重点问题之一.

导致人员事故的主要原因是信息沟通不畅, 以致难以及时掌握监测人员的位置信息情况. 人员定位有其实际的应用条件, 需要根据实际对定位技术进行处理. 要及早确定人员位置, 会给寻找工作带来方便, 将人员伤害减到最少. 无线传感器网络节点工作

收稿日期: 2016-08-06; 修回日期: 2016-09-07

基金项目: 贵州省科技计划项目(黔科合 GZ 字[2015]3034); 国家自然科学基金(51475097); 国家科技支撑计划(2014BAH05F01); 贵州省科技基金项目(黔科合 J 字[2015]2043); 贵州省基础研究重大专项(黔科合 JZ 字[2014]2001)

环境具有复杂、低功耗等特点,当移动节点在复杂环境中时,信号由于受遮挡而衰减严重.针对安全定位已经提出了很多的解决方法,但是普遍存在定位精度不高或能耗大等问题.本文采用基于接收信号强度的定位算法,BP 神经网络(Back Propagation)是一种自学习网络,尽管在诸多领域得到应用,仍存在一些问题^[1].在以往的 BP 网络中,最常用的是通过梯度信息调整权值,易陷入局部极小值,同时 BP 网络隐含层个数选取没有理论依据,只能由经验选取^[2].将粒子群算法运用到 BP 网络中,用改进的 PSO 算法(Particle Swarm Optimization)的迭代代替 BP 算法的梯度修正^[3].PSO 算法具有收敛速度快、全局搜索能力强等优点,通过改进的 PSO 算法群体并行搜索的特点,寻找合适的 BP 网络初始权值和阈值.实验结果显示,通过 PSO-BP 网络预测的平均相对误差会减小.

2 定位技术基础

2.1 基于 RSSI 测距算法

本文在对定位算法分析的基础上,采用改进的信号强度的定位算法(Received Signal Strength Indicator, RSSI).直接用 RSSI 算法会有很大的误差,在 Radar 系统中主要考虑墙壁对信号的影响:

$$P(d)[dBm] = P(d_0)[dBm] - 10k \log\left(\frac{d}{d_0}\right) - \begin{cases} nW \times WAF, nW < C \\ C \times WAF, nW \geq C \end{cases} \quad (1)$$

上式中, k 为路径损耗的比例因子; $P(d)$ 为接收信号强度; $P(d_0)$ 为 d_0 处的信号强度; d 为节点和基站间距离; d_0 为参考点和基站距离; C 为信号穿过墙壁个数的阈值; nW 为节点和基站间墙壁个数; WAF 为穿过墙壁的衰减因子^[4].以上述模型为理论基础,设计如下定位参考模型:

$$RSSI = A - 10k \lg(d) \quad (2)$$

上式中, A 为距离 1 m 处的 RSSI 值.根据接收到 RSSI 值和信号损耗模型,可得参考点和移动点间距离的最大似然估计:

$$d_m = d_0 \left(\frac{P(d)}{P(d_0)} \right)^{\frac{1}{k}} \quad (3)$$

在收到的信号中选择几个强度大的信号,利用上式计算出移动节点与参考点间的距离初始估计值.

2.2 改进的卡尔曼滤波优化处理

本文采用改进的卡尔曼滤波(Kalman Filter

ring, KF)算法对 RSSI 值进行处理,使信号平稳输出,以达到减少噪声和误差的目的.卡尔曼滤波是通过消除噪声影响后,用前一时刻的估算值和现在时刻的观测值来更新状态变量,以最小均方误差来寻求递推估计的计算方法. X 表示 RSSI 值,卡尔曼滤波算法分为预测状态阶段和修正估计阶段两部分.预测状态阶段为:

$$\begin{cases} X_{(k/k-1)} = V_{k/k-1} X_{(k-1/k-1)} + EY_k \\ R_{X(k/k-1)} = V_{k/k-1} R_{X(k-1/k-1)} V_{k/k-1}^T + P \end{cases} \quad (4)$$

上式中: $X_{(k/k-1)}$ 为预测结果; $X_{(k-1/k-1)}$ 为 k 时刻最优状态估算值; Y_k 为现在状态的控制量,其值此时为 0; $V_{k/k-1}$ 和 E 为系统参数,是矩阵; $R_{X(k/k-1)}$ 是与之对应的 $X_{(k/k-1)}$ 的协方差,为 k 时对下一时刻误差估计的方差矩阵; P 为系统的噪声,表示为 $P = \Gamma_{k/k-1}^T R_{X(k-1/k-1)} \Gamma_{k/k-1}$; $V_{k/k-1}^T$ 是 $V_{k/k-1}$ 的转置矩阵.递归修正估计阶段为:

$$\begin{cases} X_{(k/k)} = X_{(k/k-1)} + G_k (W_k - M_k X_{(k/k-1)}) \\ G_{k/k-1} = R_{X(k/k-1)} M_k^T + [M_k R_{X(k/k-1)} M_k^T + R_{W(k)}] \\ R_{X(k/k)} = (1 - G_k M_k) R_{X(k/k-1)} \end{cases} \quad (5)$$

式中: W_k 为 $k+1$ 时的预测估计测量值; G_k 为增益矩阵,能够实时更新; M_k 为系统测量参数,是预测矩阵.每次 G_k 和 $R_{(k/k)}$ 通过前一时刻的值更新,通过递归估计直至达到收敛效果.卡尔曼滤波算法实时性好,当模型参数的系统状态比较稳定时,能减少由噪声叠加引起 RSSI 值偏离,经过滤波后的 RSSI 值更具稳定性.

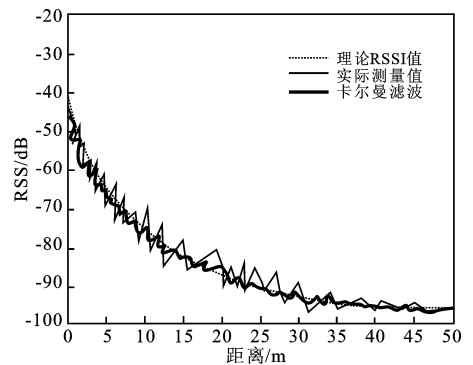


图1 卡尔曼滤波效果图

3 定位算法的优化处理

3.1 改进的粒子群算法优化

粒子群算法随机初始化一群粒子,每个粒子都看作一个解^[5].在每次迭代中,粒子对两个值更新,一个为个体适值 $P_{mbest} = (P_{1mbest}, P_{2mbest}, \dots,$

$P_{dm\text{best}}$),另一个为全局适值 $P_{g\text{best}} = (P_{1g\text{best}}, P_{2g\text{best}}, \dots, P_{dg\text{best}})$.

(1) 在 D 维空间中,用 $X_i(t) = (x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{id}(t))$, $V_i(t) = (v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{id}(t))$ 分别表示粒子 i 在第 t 次迭代时的位置和速度. 粒子在下次搜索中找到 $P_{m\text{best}}$, 由下式分别更新速度和位置:

$$V_{id}(t+1) = \omega V_{id}(t) + c_1 \text{rand}(0,1)_1 (p_{mi} - X_{id}(t)) + c_2 \text{rand}(0,1)_2 (p_{gi} - X_{id}(t)) \quad (6)$$

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (7)$$

式中, c_1 和 c_2 为加速常量值为 2, $V_{id}(t+1)$ 为下一刻速度; $X_{id}(t+1)$ 为下一刻位置; ω 为惯性权重; $\text{rand}(0,1)_1$ 和 $\text{rand}(0,1)_2$ 为两个独立的随机数. PSO 算法利用粒子自身信息、个体适值和全局适值确定下一步位置,为正反馈过程,易获得局部极小值. 所以在 t 时刻,粒子位置 $X_{id}(t)$ 可以通过蒙特卡罗法(Monte Carlo method)进行优化:

$$\begin{cases} X_{id}(t) = X_0(t) \pm \frac{L}{2} \ln\left(\frac{1}{\alpha}\right) \\ L(t+1) = 2\gamma |X_0(t) - X_{id}(t)| \\ X_0(t) = \beta P_{im\text{best}}(t) + (1-\beta) P_{g\text{best}}(t) \end{cases} \quad (8)$$

粒子可通过下式确定 $t+1$ 时刻位置:

$$X_{id}(t+1) = X_0(t) \pm \gamma |p_{m\text{best}}(t) - X_{id}(t)| \ln\left(\frac{1}{\alpha}\right) \quad (9)$$

式中, $X_0(t)$ 为随机初始位置参数; α, β 为 $[0,1]$ 间的随机数; L 为 k 次迭代后的特征长度参数; γ 可以控制算法的收敛速度,为收缩扩张系数.

D 维空间的速度是确定粒子位置变化的概率值,而不是连续空间中的速度,可以用以下矩阵表示:

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1h} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2h} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ v_{g1} & v_{g2} & \cdots & v_{gh} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, $k \in \{1, 2, \dots, g\}$; $n \in \{1, 2, \dots, h\}$; $v_{kn} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$. $\mathbf{V}$ 为表示粒子位置变化的概率值,其值的变化范围为 $[0,1]$.

(2) 惯性权重 ω 是 PSO 算法中的重要参数,较大的 ω 有较强的全局搜索能力,但局部搜索能力会减小;较小的 ω 有相反的作用:

$$\begin{cases} \omega = \gamma + \delta \cdot \text{randn}(0,1) \\ \gamma = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \text{rand}(0,1) \end{cases} \quad (11)$$

式中, $\text{randn}(0,1)$ 为服从标准正态分布的随机数; $\omega_{\max}$ 为惯性权重最大值、 $\omega_{\min}$ 为最小值^[6]. Shi 等提出了一种线性递减模型,其中 ω 是迭代次数的函数,采用从 0.9 到 0.4 的线性递减:

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min})t/t_{\max} \quad (12)$$

式中, $t_{\max}$ 为最大迭代次数; t 为当前迭代次数. 经过总结,又在研究 ω 以不同方式递减的基础上与高斯函数结合,通过调节扩展常数,构造出了 ω 非线性递减模型:

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \exp[-(t/(q \cdot t_{\max}))^2] \quad (13)$$

式中, q 为扩展常数.

(3) 适应度函数引导粒子的搜索方向,需要根据误差计算. 可设二维空间中 n 个参考点的坐标分别为 $n_1(x_1, y_1), n_2(x_2, y_2), \dots, n_n(x_n, y_n)$. 移动点的坐标为 (x, y) , 移动点到参考点的距离为 d_i , 由于误差使得 d_i 与计算值不相等. 移动点到第 i 个参考节点的距离为:

$$D_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (14)$$

将移动点与邻近的参考点之间的估算距离和实际值的均方根误差作为最终的适应值函数^[7]. 为了减小误差累积,将误差方程改为:

$$e = \sum_{i=1}^n \frac{(d_i - \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2})^2}{d_i} \quad (15)$$

上式中, n 为目标节点邻近参考点数目, $n \geq 3$; (x_i, y_i) 表示第 i 个参考点坐标. 计算距离的相对误差,将误差的平均值作为移动点的距离误差修正系数 ψ :

$$\psi = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{D_i - d_i}{D_i} \quad (16)$$

在增加测量距离修正系数的基础上,算法定义新的约束条件:

$$\begin{cases} v_i(x, y) = D_i - (1 - \psi)d_i \geq 0 \\ l_i(x, y) = (1 + \psi)d_i - D_i \geq 0 \end{cases} \quad (17)$$

加入此约束条件,可以减小移动点的可行域. 因为优化的结果即要使计算距离与测量距离尽量吻合,所以要使定位结果满足下式:

$$f(x, y) = \min\left(\sum_{i=1}^n |D_i - d_i|\right) \quad (18)$$

那么由罚函数的构造思想,新生成的适应度函数为:

$$F(x, y) = f(x, y) + R \sum_{i=1}^n (|v_i(x, y)| + |l_i(x, y)|) \quad (19)$$

式中: R 为惩罚因子. 如果测量误差超过平均测量误

差,则所求解远离正确解,此时要加大惩罚使其向可行解靠拢.在优化计算结果的基础上,为了再次平衡全局和局部搜索能力,需对 ω 进一步优化,在每次迭代中由下式确定权值:

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot (f - f_{\min})}{f_h - f_{\min}}, & f \leq f_h \\ \omega_{\max}, & f > f_h \end{cases} \quad (20)$$

式中, $\omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.4$;根据计算可得粒子当前的适应值 f ;根据所有粒子的当前适应值,可计算平均适应值 f_h 和最小适应值 $f_{\min}$.

3.2 BP 神经网络优化算法

BP 神经网络是一种非线性预测方法,对 BP 网络进行训练时,当所有实际输出与理想输出相同时训练结束,否则要进行权值修正^[8],如图 2 所示.一个非线性离散系统的输入层,随机生成一个粒子群 $X_i(t) = (\omega_i 1(t), \omega_i 2(t), \dots, \omega_i s(t))$,输出为 L_i ,输入层的输出和输入相同,即 $X_i = L_i$.选择 3 层的 BP 网络,包括输入层为 N 、隐含层数为 g 、输出为 u ,那么隐层各节点的输入为:

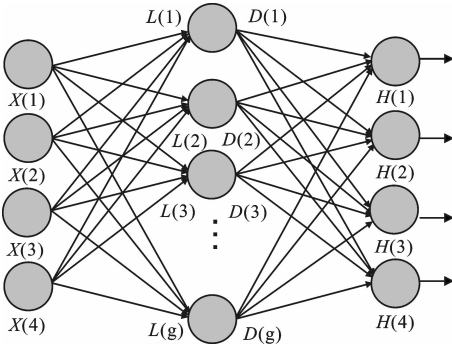


图 2 BP 神经网络结构图

$$L_w = \sum_{i=1}^N q_{iw} x_i - \eta_w \quad (21)$$

式中, $w \in \{1, 2, \dots, g\}$; η_w 为隐含层的阈值; q_{iw} 为输入层至隐层的连接权值. 信息首先由输入层传至隐含层, 经由非线性特性函数 Sigmoid 函数 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 传至输出层, 输出式如下:

$$D_w = f(L_w) = f\left(\sum_{i=1}^N q_{iw} x_i - \eta_w\right) = \frac{1}{1 + e^{-L_w}} \quad (22)$$

那么隐含层的输出为:

$$D_w = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_{i=1}^N q_{iw} x_i + \eta_w\right)} \quad (23)$$

式中, L_w 为接收的刺激总和; N 为输入点个数; q_{iw}

为输入层与隐层的连接权值; D_w 为隐层输出; η_w 为隐层阈值^[9]. 输出层有 u 个神经元, 那么输出层的输入和输出分别为:

$$S_k = \sum_{w=1}^g r_{wk} D_w - c_k \quad (24)$$

$$H_{i+1} = \frac{1}{1 + e^{-S_k}} = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_{w=1}^g r_{wk} D_w + c_k\right)} \quad (25)$$

式中, S_k 为接收的刺激总和; r_{wk} 为隐层与输出层的连接权值; H_{i+1} 为输出层输出; g 为隐层节点数; c_k 为输出层阈值. BP 网络在训练前将各层的权值和阈值初始化为 $[0, 1]$, 这种随机初始化会使 BP 网络的收敛速度较慢且不易获得最优解.

3.3 PSO-BP 神经网络算法优化

首先确定网络结构, 用前向算法计算出每组输入样本的输出, 用粒子群算法搜索出最优位置使适应值最小. 然后用粒子群算法训练 BP 网络, 将粒子的当前位置向量 X_i 作为权值和阈值, 将 BP 网络的误差作为粒子群算法的适应值, 更新粒子. PSO-BP 网络的运算步骤如下:

步骤 1: 根据网络节点类型和数目得训练样本, 对 BP 网络的参数初始化, 把 BP 网络初始的权值和阈值作为粒子群算法的一组初始种群.

步骤 2: 初始化粒子群的参数, 包括种群规模、学习因子、迭代次数, 根据各变量的可能取值范围设定粒子的速度和范围.

步骤 3: 计算每个粒子的适应值. 根据输入输出样本计算每个粒子位置对应的适应值, 根据初始粒子适应值确定个体适应值和群体适应值.

步骤 4: 确定评价函数. 用 PSO 代替 BP 网络的初始寻优, 在已接近最优解的基础上寻优, 以均方误差最小作为寻优目标. 当 T 达到最小值时搜索出最佳权值和阈值:

$$T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{b=1}^u (y'_{b,i} - y_{b,i})^2 \quad (26)$$

上式中: n 是样本数; u 是输出神经个数; $y'_{b,i}$ 是第 i 个样本的第 b 个节点的理想输出; $y_{b,i}$ 是第 i 个样本的第 b 个节点的实际输出.

步骤 5: 在每一次迭代中, 根据新粒子适应值更新粒子个体适应值和全局适应值.

步骤 6: 判断是否达到条件. 假如迭代次数达到最大值或满足误差要求, 停止迭代, 否则转至步骤 5.

步骤 7:满足条件后,将得到的最优粒子对 BP 网络连接权值和阈值赋值,利用 BP 算法训练神经网络,然后进行最优解输出。

3.4 算法优化结果分析

为了使计算方便且计算合理,输入为接收到的 4 个 RSSI 值,即 BP 网络输入层 N 为 4,输出层 u 为 4。采用试错法对隐含层的个数进行选取,实验结果如表 1 所示。经过比较后设定粒子数为 $n=30$,惯性权重 $\omega=0.6$,学习因子 $c_1=2, c_2=2$ 。表 1 是预测结果在隐层神经元个数不同时各运行 100 次的训练结果,实验结果中的实际值与测量值的误差比值为定位准确率,100 次结果中能达到训练目标的为收敛成功。由下表看出,当隐层 g 为 16 时,定位准确率和收敛成功率都较高,所以得 BP 网络结构为 4:16:4。

表 1 隐含层神经元个数对误差的影响

隐层神经元	定位准确率/%	收敛成功率/%
12	61.2	67
13	66.8	80
14	71.5	90
15	75.4	84
16	84.3	100
17	79.6	100
18	82.1	100

将优化好的权值和阈值作为 BP 网络的初始权值和阈值进行训练,经过 90 次训练后,目标误差如图 3 所示。可以看出,PSO-BP 神经网络算法收敛速度更快且有效避免了局部极小值的出现。

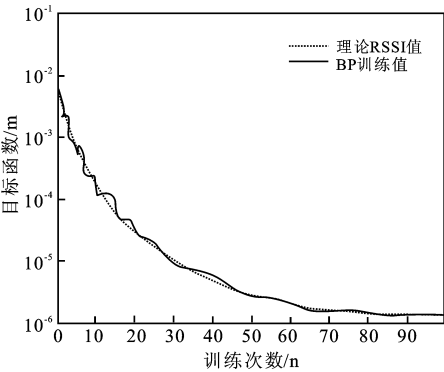


图 3 PSO-BP 神经网络训练曲线

4 优化结果分析与实验

4.1 实验分布与结果

为了适应人员定位的实际情况,设置实验区域

为 30 m×30 m,并设置相应的障碍物如图 4 所示,参考点数为 7,节点通信半径 R 为 15 m,节点随机地布置在实验区域内。不同编号节点在多次测量后的误差统计如下表所示,可知 PSO-BP 神经网络算法的定位误差相对变化较小,可以大幅度提高定位精度,如表 2 所示。

表 2 实验结果统计表

编号	平均相对误差 /%	最大相对误差 /%	平均误差 /m
1	11.4	13.3	1.8
加权质心			
2	9.9	10.7	1.4
3	10.7	12.6	1.6
4	9.2	11.4	1.2
改进 PSO-BP 算法			
1	10.3	11.1	1.5
2	8.1	9.2	0.9
3	9.6	11.8	1.3
4	7.3	8.8	0.7

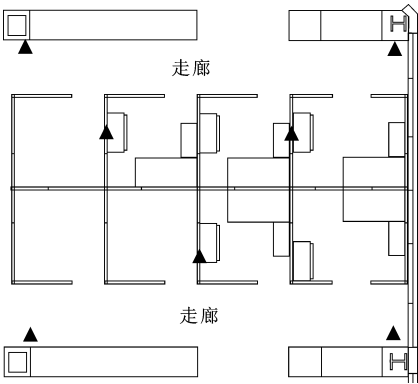


图 4 试验布置二维图

4.2 不同算法边缘区域稳定性分析

以区域中心为圆心,1 m 作为半径间隔取点,从圆心往边缘区进行测试,移动点 15 个。由实验得出,位于中间的点,其精度明显高于其他点。这是由于边缘区参考点数量较少,故不能被准确定位,而中间节点周围有足够的参考点。进一步分析,移动点周围的参考点越多,定位精度越高。在相同条件下进行定位,改进的 PSO-BP 算法比另外 2 种算法稳定性更好、精度更高,尤其比一般加权质心算法在边缘区域更可靠。

4.3 不同连通度下误差分析

网络连通度可看做节点通信范围的大小,通信范围越大,连通度越好,能检测到周围的点越多。在连通度较低时达到较高的精度和减小连通度对误差的影响是定位的研究方向之一。在实验区布置 15 个

参考点,20 个移动点,通信半径 $R=12\text{ m}$,计算移动点坐标,重复测量,获得多次定位误差并对误差统计,比较以下三种算法的性能.由图 5~6 可知,改进的 PSO-BP 算法受连通度影响更小,在连通度较小时就可获得较高精度.

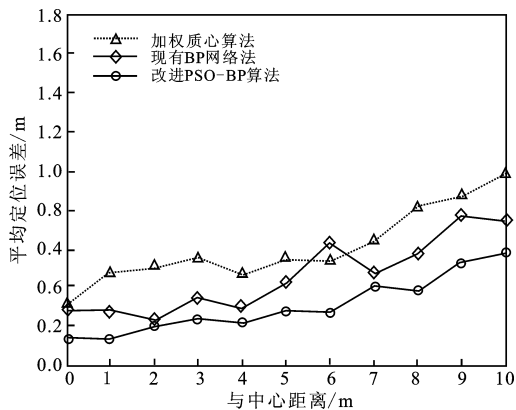


图 5 边缘位置定位稳定性统计

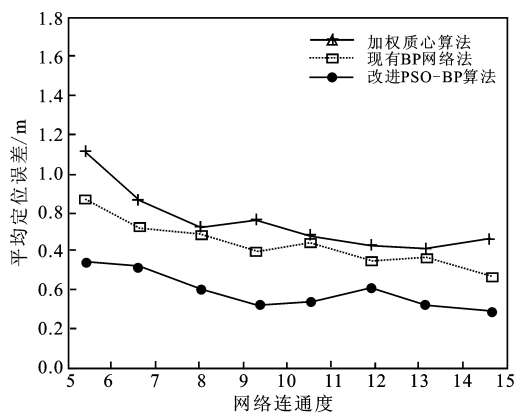


图 6 不同连通度下的定位误差

5 结束语

通过实验验证定位误差的规律分布,并提出了一种基于 RSSI 算法的改进智能优化算法. BP 网络算法是一种局部搜索算法,根据误差的反向传播纠正权值和阈值,在许多领域取得了成功,但易获得局部极小值使结果变差.另外,反向传播训练次数过多,学习结果有时不令人满意.为了改进 BP 神经网络,用改进的 PSO 算法对神经网络的权值训练形成一种新的混合算法,在新算法中粒子群算法与 BP 算法结合,可以避免局部最值的出现.研究结果表明,PSO-BP 网络算法对节点定位能得到理想的效

果,同时避免了可微和求导过程,具有全局搜索最优解的能力和局部搜索的优势,提高了精度.

参考文献:

- [1] Li K, Bigham J, Bodanese E L, et al. Outdoor location estimation in changeable environments[J]. Communications Letters, IEEE, 2013, 17(11): 2072-2075.
- [2] 郑学理, 付敬奇. 基于 PDR 和 RSSI 的室内定位算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 35(5): 1177-1185.
- [3] 叶苗, 程小辉, 邓昀. 基于 $\mu+\lambda$ 进化计算的传感器网络定位算法[J]. 微电子学与计算机, 2013, 30(2): 9-12.
- [4] Misra R, Shukla S, Chandel V. Lightweight localization using trilateration for sensor networks[J]. International Journal of Wireless Information Networks, 2014, 21(2): 89-100.
- [5] Hara S, Anzai D, Yabu T. A perturbation analysis on the performance of TOA and TDOA localization in mixed LOS /NLOS environments[J]. IEEE transactions on communications, 2013, 61(2): 679-689.
- [6] Gao Y, Huang K D, Jiang N Y. An exponential rayleigh model for RSS-based device-free localization and tracking[J]. IEEE transactions on mobile computing, 2015, 3(15): 484-494.
- [7] 刘政. 基于自适应分群粒子群进化的节点定位算法[J]. 微电子学与计算机, 2015, 32(9): 128-132.
- [8] Liu H B, Yang J, Sidhom S, et al. Accurate WiFi based localization for smartphones using peer assistance[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(10): 2199-2214.
- [9] 崔法毅, 邵冠兰. 基于 RSSI 多边定位误差的加权质心定位算法[J]. 红外与激光工程, 2015, 43(7): 2162-2168.

作者简介:

卞国龙 男, (1989-), 硕士研究生. 研究方向为制造物联、机械设备控制. E-mail: 1099205144@qq.com.

黄海松 女, (1977-), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为先进制造、制造业信息化.

葛至峰 女, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为数据分析.

刘培晨 男, (1962-), 副教授. 研究方向为工业工程研究、先进制造.