



引用格式:邹东尧,刘碧微,李晨. 基于 RSSI 的加权蜂窝形状质心定位算法[J]. 轻工学报, 2016,32(1): -.

中图分类号:TP397 文献标识码:A

DOI:10.3969/j.issn.2096-1553.2017.1.013

文章编号:2096-1553(2017)01-0089-08

基于 RSSI 的加权蜂窝形状质心定位算法

The honeycomb-shaped weighted centroid positioning algorithm based on RSSI

邹东尧,刘碧微,李晨

ZOU Dong-yao, LIU Bi-wei, LI Chen

郑州轻工业学院 计算机与通信工程学院,河南 郑州 450002

College of Computer and Communication Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China

关键词:

质心定位算法;RSSI;
加权函数;最小二乘法拟合;高斯分布模型

Key words:

centroid positioning
algorithm;RSSI;weight-
ed function;the least
squares fitting;Gaussian
distribution model

摘要:针对基于 RSSI 定位精度易受外界环境因素干扰这一缺点,提出一种带有加权函数的质心改进定位算法:1)通过对通信距离与测距误差之间关系的分析,采取最优通信距离来提高定位精度;2)根据整体环境的情况对区域进行划分,采用蜂窝正六边形布局信标节点,对划分的各区域进行环境参数最小二乘法拟合;3)利用高斯分布模型对实验数据进行预处理,通过对参考节点的加权运算来保证其可靠性.仿真实验表明,这一改进算法与传统的加权三角形质心定位算法相比,在效率与精度上都有一定的提高.

收稿日期:2016-05-24

基金项目:河南省高等学校重点科研项目(15A520109);河南省科技厅科技攻关项目(112102210321);河南省产学研合作项目(122107000022);研究生科技创新基金项目

作者简介:邹东尧(1973—),男,河南省许昌市人,郑州轻工业学院副教授,博士,主要研究方向为物联网、无线传感网络定位及信息处理.

Abstract: Aiming at the problem that the positioning accuracy based on received signal strength (RSSI) algorithm was easily affected by environmental disturbance, an improved weighted centroid positioning algorithm was proposed. First, an optimal length was adopted to improve localization accuracy by analyzing the relationship between the communication distance and ranging error. Then, the localization area was divided into several honeycomb sub-regions with the optimal length according to the situation of the overall environment. And these honeycomb sub-regions developed their environmental parameters by the least squares fitting method. Last, RSSI values were filtrated by Gaussian distribution model and weighted arithmetic to ensure the reliability. The simulation results showed the improved algorithm had better efficiency and positioning accuracy, compared with the traditional weighted triangular centroid positioning algorithm.

0 引言

无线传感网络中,节点的定位技术起着至关重要的作用.无线传感网是面向事件的实时监测网络,对于大多数的应用来说,不知道节点位置时所获取的数据是没有意义的^[1-2].利用节点的位置信息不仅能够确定数据来源,还可以跟踪定位目标,预测目标的运动轨迹和方向.因此,是否能够得到更为准确的目标位置信息,是无线传感网络目前研究的热点.

在定位过程中,根据是否需要测量距离或角度,可以把定位算法分为两大类,一是基于测距(Range-based)的算法^[3],二是基于非测距(Range-free)的算法.基于测距的定位算法主要有 TOA (Time of Arrival), TDOA (Time Difference of Arrival), RSSI (Received Signal Strength Indication) 和 AOA (Angle of Arrival). 基于非测距的算法主要有质心算法、Dv-Hop 算法等.由于现在很多无线通信设备都可以直接读取信号强度,并且能耗小、操作简单,因此 RSSI 测距方法得到广泛应用.

传统的 RSSI 测距是一种虽然精度低却简单有效的定位算法.文献[3]采用中位数的方法对 RSSI 值进行预处理,并且修正获得的 RSSI 权值,利用加权质心算法求得未知节点的位置,但是由于没有考虑到外界干扰等环境因素的影响,定位精度较低.文献[4]提出基于 RSSI 值的质心定位算法,即以 RSSI 作为权值的一种室

内定位算法,这种算法没有考虑到无线传感网中的自组织特点,节点分布不均匀,定位误差较大.文献[5]将测试距离倒数之和代替距离和的倒数作为权重,同时修正系数,提出一种结合质心的新型定位算法.虽然算法中权值的修正对减小误差有一定的帮助,但是没有考虑到通信测试距离过长会降低权值的有效性.文献[6]考虑到天气和障碍物对定位误差的影响,提出了一种 RSSI 测距模糊算法,提高了传播路径损耗模型的精度,但没有对定位的整体和局部环境参数作进一步的比较.文献[7]针对噪声干扰引起的节点不均匀分布和丢包率导致 RSSI 测距误差大的缺点,提出一种基于 RSSI 的适应性过滤技术.对 RSSI 值进行筛选和处理,在很大程度上提高了定位的精度,然而由于忽略了测距阶段的通信距离过长和突发环境因素的干扰,对最终的定位结果造成很大的影响.文献[8]在三角形质心定位算法的基础上,同时参考节点间的距离和信号强度来校正 RSSI 值,实现最终定位.其优点是考虑到信标节点间距离过长会造成误差偏大,其不足是仅仅在测距阶段考虑到节点的分布,而没有分析周围环境对定位的影响.

鉴于此,本文拟提出一种改进算法,即在加权质心算法的基础上,先对通信区域进行子区域的划分,同时对各个子区域进行环境参数的最小二乘法拟合和通信测试距离的限制,再加上对 RSSI 值的加权运算,以期较好地解决因环

境因素和参考节点分布不均匀所造成的测距误差,提高定位精度.

1 经典算法模型分析

基于 RSSI 算法的定位精度,在很大程度上受到无线电信号传播损耗的影响. RSSI 的测距原理就是根据发射节点和接收节点的信号强度计算出传播损耗,然后利用模型将其转化为距离.现实定位中广泛应用的是对数-常态分布模型^[9],其表达式如下:

$$P_L(d) = P_L(d_0) + 10n \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_0 \quad (1)$$

其中, d 是节点间的实际距离 /m; d_0 是参考距离,一般取为 1 m; $P_L(d)$ 是距离 d 的路径损耗 /dBm; $P_L(d_0)$ 是单位距离的路径损耗 /dBm; m 是路径衰减因子^[10],一般为 2 ~ 4; X_0 是均值为 0 的高斯随机数^[11],标准差为 4 ~ 10.

设 $P_L(d_0) = A$,由于 $d_0 = 1$ m,所以 (1) 式改写为

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

其中 $RSSI$ 是接收节点的信号强度值.由 (2) 式可知,如果得到测量的 $RSSI$ 值,那么就可以算出发射节点与接收节点之间的距离 d .与此同时也可以看出,影响 $RSSI$ 测距准确性的因素除了无线通信信道易受干扰之外,还有环境参数.现实环境中,室内环境的反射、绕射、多径效应等,都会对 $RSSI$ 的测量产生较大的干扰.

基于 $RSSI$ 的定位算法模型常见的有质心定位、加权质心定位、三角形面积定位等.其中,加权质心算法^[12]因简单、可提高定位精度而得到普遍运用.质心算法是一种基于连接性而无需距离信息的定位算法.质心即多边形的几何中心.未知节点读取不同信标节点的数据包,一旦超过阈值,这些信标节点组成的多边形质心即为定位结果.在三角形质心定位算法中,以

3 个信标节点组成的三角形进行研究,采用三角形的质心作为未知节点的估计坐标(见图 1),即

$$\begin{cases} x = \frac{x_A + x_B + x_C}{3} \\ y = \frac{y_A + y_B + y_C}{3} \end{cases}$$

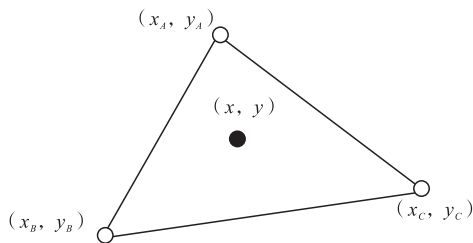


图 1 三角形质心算法原理图

Fig. 1 The principle diagram of triangle centroid algorithm

这种算法主要存在两个问题,一是无线电信号采用的路径损耗模型容易受到外界因素的干扰,在不考虑信标节点通信距离的前提下,测得的 $RSSI$ 值偏大,因此导致定位的最终结果并不可靠;二是路径损耗模型中的环境参数在不同环境下取值不同,却对测量区域采用相同的环境参数,不考虑突发状况对参数的影响,定位精度大大降低.

基于对传统加权三角形质心定位算法(WTCLA)模型优缺点的分析,本文提出带有加权函数的质心改进算法,对定位的整体区域进行划分,采用合理的通信半径并分布信标节点,然后对各个子区域采用不同的环境参数,以克服通信距离过长和单一环境参数不可靠的缺陷,有效地提高定位精度.

2 改进质心定位算法模型分析

2.1 通信距离与测距误差的关系

在实际环境中,由于多径衰减、障碍物等环

境随机因素的存在,故在定位之前,要分析通信距离与测距误差之间的关系. 由于不同节点的通信半径不同,本文采用 CC2530 作为信标节点. 让一组 CC2530 节点和接收节点在一条直线上进行通信,并且接收节点从 1—9 m 每隔 1 m 测量一次 RSSI 值,将所得到的数据存放在数组 Distance_A 中,测量 10 次数据后求其平均值 RSSI'. 将 RSSI' 值和经验模型里的环境参数代入对数-常态模型的数学式中,得到实验结果. 通信距离与测距误差之间的关系如图 2 所示.

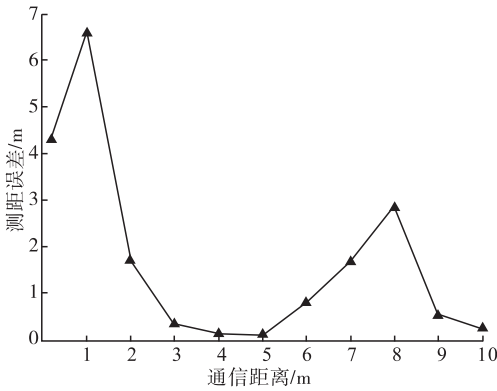


图2 通信距离与测距误差距离之间的关系
Fig.2 Relationship between communication distance and ranging error

由图 2 可知,当信标节点的通信距离小于 2 m 时,测距误差非常大. 2—5 m 时,测距误差减小,5—8 m 时,测距误差随着通信距离的增大而增大,这是因为无线信号在信标节点与未知节点之间存在障碍物时会受到反射等干扰因素的影响. 因此,为了减小定位复杂度和误差,实验取通信距离最优值 5 m 作为区域划分后蜂窝形边长大小的数值.

2.2 最小二乘法拟合环境参数

将定位的区域划分成为一个个的蜂窝正六边形,然后将信标节点分布在各个蜂窝形的边缘顶点上,如图 3 所示. 信标节点的坐标按照公式分布成蜂窝形状,其中 X 为横坐标, Y 为纵坐标(单位坐标系):

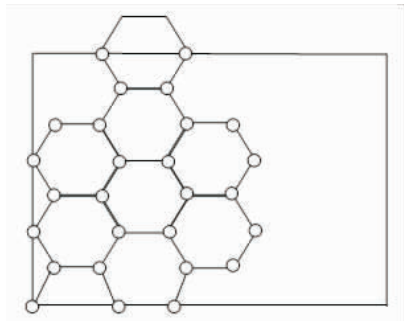


图3 蜂窝形状信标节点的布局

Fig.3 The layout of honeycomb-shaped beacon nodes

$$X = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{3}{2} & \dots & \frac{1+n}{2} & \dots & \frac{1+N}{2} \\ 0 & 2 & \dots & 2n & \dots & 2N \\ \frac{1}{2} & \frac{3}{2} & \dots & \frac{1+n}{2} & \dots & \frac{1+N}{2} \\ 0 & 2 & \dots & 2n & \dots & 2N \\ & & & \vdots & & \\ 0 & 2 & \dots & 2n & \dots & 2N \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & \dots & \frac{\sqrt{3}}{2} & \dots & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ \sqrt{3} & \sqrt{3} & \dots & \sqrt{3} & \dots & \sqrt{3} \\ & & & \vdots & & \\ \frac{\sqrt{3}n}{2} & \frac{\sqrt{3}n}{2} & \dots & \frac{\sqrt{3}n}{2} & \dots & \frac{\sqrt{3}n}{2} \\ & & & \vdots & & \\ \frac{\sqrt{3}N}{2} & \frac{\sqrt{3}N}{2} & \dots & \frac{\sqrt{3}N}{2} & \dots & \frac{\sqrt{3}N}{2} \end{bmatrix}$$

由通信距离与测距误差关系的实验结果可知,最优通信距离为 $D_{max} = 5$ m. 经过区域划分成为蜂窝正六边形后,蜂窝形边长设为 5 m,这样需要被定位的节点在任意位置至少与 6 个信标节点进行通信.

将一个划分后的蜂窝子区域进行环境参数的拟合,信标节点和未知节点的布局情况如图 4 所示.

P_0 是未知节点,放置于蜂窝形的质心位置,经过其周围的信标节点 $P_1 \sim P_6$ 多次测量后取得的 RSSI 值求平均数作为实验数据. 对每一

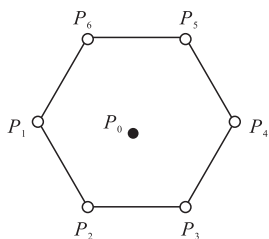


图 4 拟合环境参数节点分布示意图

Fig. 4 The nodes distribution of environmental parameters fitting

个信标节点进行最小二乘法的环境参数拟合^[14],并且建立一张信标节点与子区域环境参数之间对应的表格. 最小二乘法拟合的步骤为

1) 信标节点的总数为 m , 信标节点的坐标为 $(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, m)$, y_i 为对应 x_i 值的 RSSI 信号强度接收值;

2) 拟合函数 $p(x)$ 包含一系列的线性独立函数 $g_0(x), g_1(x), \dots, g_s(x)$, 可以表示为 $p(x) = a_0g_0(x) + a_1g_1(x) + \dots + a_s g_s(x)$. 其中 a_0, a_1, \dots, a_s 为系数, 代入矩阵 $[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^{-1}$, 可以得出

$$P(x) = \begin{bmatrix} a_0g_0(x_1)^0 + a_1g_1(x_1) + \dots + a_s g_s(x_1)^s \\ a_0g_0(x_2)^0 + a_1g_1(x_2) + \dots + a_s g_s(x_2)^s \\ \vdots \\ a_0g_0(x_m)^0 + a_1g_1(x_m) + \dots + a_s g_s(x_m)^s \end{bmatrix}$$

3) 构造平方差和函数 $J(a_0, a_1, \dots, a_s)$:

$$J = \sum_{i=0}^m [P(x_i) - y_i]^2 = \text{SUM} \begin{bmatrix} a_0g_0(x_1) + a_1g_1(x_1) + \dots + a_s g_s(x_1) - y_1 \\ a_0g_0(x_2) + a_1g_1(x_2) + \dots + a_s g_s(x_2) - y_2 \\ \vdots \\ a_0g_0(x_m) + a_1g_1(x_m) + \dots + a_s g_s(x_m) - y_m \end{bmatrix}^2$$

4) a_0, a_1, \dots, a_s 表示一组线性函数, 那么平方差和函数 J 的最小值就是当 a_0, a_1, \dots, a_s 的偏导数为 0 的情况.

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial a_0} \\ \frac{\partial J}{\partial a_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial J}{\partial a_s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_s \end{bmatrix} = B_{s \times 1} A_{s \times s}^{-1}$$

由于本文只需求出两个环境值 A' 和 n' , 那么构造的近似拟合函数为 $y = p(x) = A' + n'x$, 其中 x 为未知节点到 CC2530 节点间的距离, y 为 RSSI 值, 一对线性无关函数为 $g_0(x) = 0$ 和 $g_1(x) = x$. 当误差公式 $e = \sum_{i=0}^m [f(x_i) - y_i]^2$ 最小时, 拟合函数 $p(x)$ 在某种准则下与数据点最为接近, 得到环境参数 A' 和 n' , 代入对数 - 常态分布模型 $p(x) = A' - 10n'lg(x)$ 中.

2.3 高斯分布模型的数据预处理

由于测量实验采集 RSSI 值的过程中存在各种干扰, 为了提高定位精度, 通常会对所获取的数据采取预处理. 本文利用正态分布模型, 剔除掉那些不符合要求的 RSSI 值, 克服传统模型运算量大、精度低的缺点, 可以减小定位误差.

一个未知节点在同一位置收到多个 RSSI 值, 必然存在小概率事件, 如人员走动的干扰等, 然而小概率事件往往导致测量结果出现较大误差. 对此, 可先将同一未知节点采集到的 n 个 RSSI 值放入随机变量 X 集合中, 然后利用正态分布模型选取符合条件的 RSSI 值放入数组 $Data_Gauss$ 中, 最后取其均值为最终的 RSSI 测量值. RSSI 值服从正态分布 (高斯分布), 则 $Data[] \sim N(\mu, \sigma^2)$. 其密度函数、均值和平方差分别为

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad -\infty < x < \infty \quad (3)$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} RSSI_i \quad (4)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (RSSI_i - \mu)^2 \quad (5)$$

选取临界值为0.8,则 $0.8 \leq f(x) < 1$ 时所对应的RSSI为大概率值; $f(x) \leq 0.8$ 时所对应的RSSI为小概率值.将满足 $0.8 \leq f(x) < 1$ 条件的 m 个RSSI放入数组 $Data_Gauss[]$ 中.通过式④⑤可以算出均值和平方差,代入式③可算出RSSI的取值范围.最终的RSSI值为

$$RSSI = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} Data_Gauss[i]$$

2.4 测量数据的加权处理

每个未知节点都接收全部信标节点的信息,设未知节点取定位采样间隔为 $T_s = 1$ s,对每个采样点进行定位计算,选取以待定位设备(未知节点)为圆心、半径为5 m的圆内的信标节点.分别选取两组数量分别为 M_1 和 M_2 的信标节点,则用质心算法式求得该定位坐标分别是 $Q(x_1, y_1), Q(x_2, y_2)$.然后选取两组信标节点的RSSI平均值作为最终测量值,分别为 $RSSI_1$ 和 $RSSI_2$.根据下式对两组坐标值进行加权运算:

$$\begin{cases} x = \frac{RSSI_1 \times x_1 + RSSI_2 \times x_2}{RSSI_1 + RSSI_2} \\ y = \frac{RSSI_1 \times y_1 + RSSI_2 \times y_2}{RSSI_1 + RSSI_2} \end{cases}$$

则最终未知节点的定位坐标为 (x, y) .假设真实坐标为 (x_i, y_i) ,那么定位误差 $E = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}$.

3 仿真结果与分析

3.1 通信距离对定位误差的影响

传统的WTCLA算法是在RSSI测距的基础上进行定位,并没有考虑通信距离的长短对定位误差的影响.分析得出,通信距离为5 m时测距误差值达到最小.因此,采用网络连通率和

信标节点比率这两个指标来对比两种算法的定位误差.

本实验仿真环境设置为一个60 m × 60 m的正方形区域,信标节点以边长为5 m的正六边形蜂窝状网络拓扑分布,未知节点处于每个蜂窝子区域的质心位置.对每个节点记录20次RSSI值,多次测量来保证同一节点收到不同节点数值的可靠性,整理数据见表1.

表1 采集的20组RSSI值

Table 1 Collection of 20 groups of RSSI value

距离值/m	RSSI/dBm	距离值/m	RSSI/dBm
0.40	-56.1	2.10	-87.0
0.22	-61.0	2.53	-90.1
0.24	-78.0	3.11	-91.0
0.30	-83.4	3.50	-93.3
0.53	-93.3	5.05	-96.6
0.72	-94.2	5.48	-93.0
0.97	-96.6	6.70	-96.1
1.08	-96.1	7.50	-96.0
1.40	-87.0	9.24	-97.7
1.62	-83.4	9.46	-98.2

最小二乘法拟合得到环境参数为 $A = 41$, $n = 2.8$,由此利用式②,可以计算出相对应的RSSI值.为了降低小概率事件对采集RSSI值的影响,再利用高斯模型进行滤波,去除采样数据中的小概率数据.

为了获取网络连通率对定位精度的影响,可以通过保持信标节点数目不变、调整节点的通信半径来比较.每种情况测试10次,取其均值作为最终结果.因为信标节点的通信半径要随机变化,所以测试平均定位误差率为最终值,其为平均定位误差值除以通信半径.本文改进算法和WTCLA算法的网络连通率对平均定位误差率影响见图5.

从图5可以看出,当网络连通率为5% ~ 25%区间,随着连通率的增大,两种算法的平均定位误差下降较明显;当超过25%以后,两种算法的平均定位误差曲线趋于平缓.这说明在

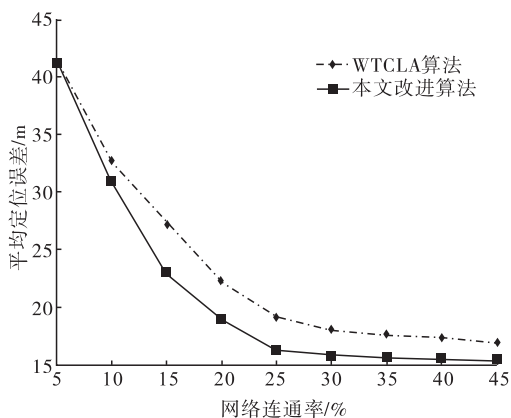


图5 网络连通率对平均定位误差影响

Fig. 5 Influence on average positioning error of network connectivity ratio

一定的通信距离增加范围内,定位误差值有明显的下降,然而超过最优值 5 m 时,误差下降的趋势逐渐弱化,反而导致节点的通信开销增加.

在设置的仿真环境方形区域中,保持节点半径和节点数目不变,信标节点数量占节点总数的比例按 20% , 22.5% , 25% , … , 50% 递增减变化,每种情况测试 10 次,取其均值为最终结果.两种算法的信标节点比率对平均定位误差影响如图 6 所示.

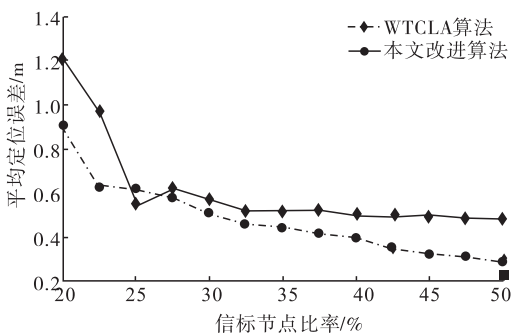


图6 信标节点比率对平均定位误差影响

Fig. 6 Influence on average positioning error of beacon nodes ratio

由图 6 可见,随着信标节点的增多,两种算法的定位误差都呈现下降的趋势.在信标节点比率为 30% ~ 50% 时,本文算法的定位误差比 WTCLA 算法有明显的下降.由于信标节点的数

量直接影响定位算法的硬件成本,所以在相同的情况下,本文算法更加适应室内定位的需求.

采用网络连通率和信标节点比率两个参考指标对比两种算法的定位误差,结果都表明:本文提出的改进算法通过对区域划分后通信距离的合理设定,使定位误差有较为明显的减小.

3.2 区域划分对定位误差的影响

三角形质心定位算法采用经典环境参数,不进行数据加权处理;WTCLA 算法采用经典环境参数并且对 RSSI 值进行加权;本文改进算法采用区域分割后的环境参数和对测量的 RSSI 值加权.区域划分对定位误差影响对比见图 7.

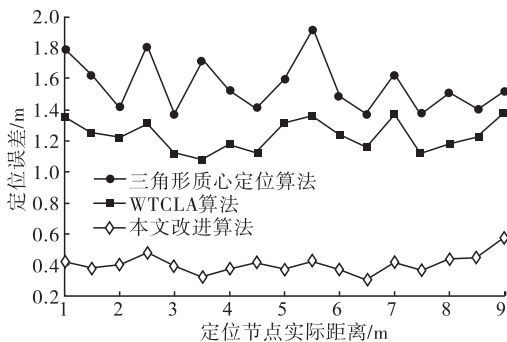


图7 区域划分对定位误差影响对比图

Fig. 7 Influence on average positioning error of regional segmentation

由图 7 可知,三角形质心定位算法定位误差最大值为 1.38 m,平均误差值为 1.23 m,而本文改进算法定位误差最大值为 0.57 m,平均误差值为 0.40 m,比三角形质心定位算法定位精度平均提高了 67.15%.这说明对整个区域采用全局环境参数不能适用于所有的子区域,对整体区域划分采用独立的环境参数对减小定位误差有很显著的效果.

4 结语

为进一步提高无线网络定位精度,特别是针对基于 RSSI 的传统测量定位技术无法适应环境突变的缺点,本文提出了一种基于 RSSI 的

无线定位优化方案. 该方案根据整体环境的情况对区域进行划分, 采用蜂窝正六边形布局信标节点, 对其划分的各区域进行环境参数最小二乘法拟合, 既消除了通信距离过长对测量的干扰, 又排除了环境的突发因素对定位的影响. 然后通过正态模型对采集到的数据进行处理, 筛选掉小概率的 RSSI 值, 最后选择两组可靠的数据值进行加权运算来完成定位. 本文提出的改进算法比传统的 RSSI 定位算法在定位误差上有明显的减小, 可以满足室内定位高精度的要求.

参考文献:

- [1] 孙利民, 李建中, 陈渝, 等. 无线传感网络[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [2] 刘志先, 赵荣阳. 基于 RSSI 的室内定位改进算法[J]. 广西科学院学报, 2015, 31(1): 69.
- [3] 谭志, 张卉. 无线传感器网络 RSSI 定位算法的研究与改进[J]. 北京邮电大学学报, 2013, 36(3): 88.
- [4] 吴彬, 李俊娥. 无线传感网络在室内定位中的应用研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(5): 115.
- [5] 刘运杰, 金明录, 崔承毅. 基于 RSSI 的无线传感网络修正加权质心算法[J]. 传感技术学报, 2010, 23(5): 717.
- [6] DENG C, FANG Y Y. Improved RSSI indoor location system based on fuzzy algorithm[C] // 2011 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering. Piscataway: IEEE, 2011: 255.
- [7] KAYA S B, ALKAR A Z. Location estimation improvement by signal adaptive RSSI filtering [C] // 2014 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference. Piscataway: IEEE, 2014: 1183.
- [8] ZHANG Z H, CHEN D. An improved RSSI-based centroid localization algorithm in wireless sensor networks [C] // 2011 International Conference on Computer Science and Service System. Piscataway: IEEE, 2011: 3008.
- [9] MOSTAFA H, EMAD R. An optimization model for reverse logistics network under stochastic environment using genetic algorithm [J]. International Journal of Business and Social Science, 2012, 3(12): 249.
- [10] 顾宗海. 基于 RSSI 测距的室内定位算法研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2011.
- [11] 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]. 计算机应用软件, 2013, 30(11): 87.
- [12] LEE Y S, LEE J M, YEO S S, et al. A study on the performance of wireless localization system based on AOA in WSN [C] // 2011 Third International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems. Piscataway: IEEE, 2011: 184.
- [13] 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.
- [14] 杜亚江, 高立兵. 基于最小二乘法的 RSSI 测距环境参数修正方案[J]. 计算机系统应用, 2012, 21(2): 221.