

# 无线传感器网络中多边定位的聚类分析改进算法

孙大洋, 钱志鸿, 韩梦飞, 王 雪

(吉林大学通信工程学院, 吉林长春 130012)

**摘 要:** 针对距离偏差对多边定位算法的影响, 提出了一种改进的 KC-Multilateration 算法. 将 K-means 聚类方法引入到无线传感器网络的定位问题中, 通过聚类分析对误差较大的距离信息进行筛选. 对剩余距离信息使用多边定位法进行定位求解, 作为最终结果. 仿真实验表明, KC-Multilateration 与原多边定位法相比在各种误差环境下均能有效降低定位误差, 且定位结果稳定. 在由实际节点构成的实验环境中使用 RSSI 值进行测距的进一步实验表明, 在不增加任何通信开销的前提下, 改进算法定位误差更小, 容错性更高, 验证了 KC-Multilateration 的有效性和实用性.

**关键词:** 多边定位法; K-means 聚类; 无线传感器网络

**中图分类号:** TP393      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2014)08-1601-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.08.022

## Improving Multilateration Algorithm by Cluster Analysis in WSN

SUN Da-yang, QIAN Zhi-hong, HAN Meng-fei, WANG Xue

(College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun, Jilin 130012, China)

**Abstract:** To reduce the impact of distance information errors, an improved multilateration algorithm named KC-Multilateration is proposed. It is explored that K-means clustering methodology is employed to wireless sensor network localization schemes. By cluster analysis, KC-Multilateration algorithm can figure out the distance data which are far more beyond their true value, and then removes those data from the measured distance data. Then multilateration is adopted with the rest distance data, obtaining the final results. Simulation experiments indicate that the proposed KC-Multilateration can reduce location errors effectively and has more stable location results in a variety of error environment comparing with the original multilateration algorithm. Further experiments based on RSSI indicate that the improved algorithm has smaller location errors and stronger performance of fault tolerance without adding any costs of communication, which verifies effectiveness and practicality of KC-Multilateration.

**Key words:** multilateration; K-means clustering; wireless sensor network (WSN)

## 1 引言

无线传感器网络 (Wireless Sensor Networks, WSN) 中, 节点定位是实现有效应用的基础和前提<sup>[1]</sup>, 如果缺少位置服务其监测到的一切信息都将失去意义<sup>[2]</sup>. 步入物联网时代后, 物联网中 80% 的信息都和位置有关, 物体之间的相对位置关系更是实现物与物相连的基础, 物联网中的目标定位问题已成为研究热点之一<sup>[3,4]</sup>.

多边定位法 (Multilateration) 是无线定位中广泛使用的基本算法<sup>[2]</sup>, 该方法要求至少获得待定位节点与锚节点之间的 3 个距离信息, 该信息可由 TOA、RSSI 等测距技术获得, 也可通过 DV-Hop、DV-distance<sup>[5]</sup> 等方式进行估算. 然而在实际应用中, 由于受硬件、环境、传播模型

等各种因素的影响, 测得或估计的距离往往存在一定的误差<sup>[6]</sup>, 而由实际操作中偶然因素所引起的和非视距问题 (NLOS) 所引起的误差, 对定位精度产生的影响更大<sup>[7,8]</sup>. 偏离了真实值的距离信息将会对定位精度产生影响.

针对 TOA 测距误差问题, 文献[8]对含有非视距误差的测距信息使用概率定位和几何定位进行检测, 通过估计其误差大小对测距信息进行校正, 有效地降低了非视距噪声对定位结果的影响. 文献[9]对 2 ~ 10GHz 频段上系统带宽与多径误差相互关系, 以及引起非视距误差的各种因素进行了分析, 提出了一种直接利用非视距误差信息改善全非视距环境下 TOA 测距性能的方法. 针对 RSSI 测距中的误差问题, 文献[7]将测得的 RSSI 数据

求均值,并以该均值为标准消除 RSSI 测量数据中的失真数据.针对 DV-Hop 定位距离估算中存在较大误差的问题,研究人员提出了多种解决方案,如文献[10]引入检测概率,文献[11]引入几何斜率,文献[12]通过在锚节点之间使用 RSSI 测距,在不同程度上降低了 DV-Hop 算法的定位误差.

在测距误差对多边定位算法影响方面,研究人员也做了大量工作,主要集中于两个方面.一方面是从方程求解的角度,使用不同的方法对非线性方程组求最优解,如 Tikhonov 正则化方法<sup>[13]</sup>、最速下降法<sup>[14]</sup>、Landweber 迭代法<sup>[15]</sup>等;另一方面是对测距信息依据一定的原则赋予与误差信息相关的权值,减小误差大的测距对定位结果的影响<sup>[16]</sup>.

总体看来,上述方法都是分别针对测距误差以及定位求解方法进行研究,主要考察的如何减小测距误差对定位结果的影响,虽然对测距误差引起的定位误差有所改进,但对于具有较大误差的测量值,以上方法并不能完全去除其对定位结果的影响.因此,本文提出了一种基于 K-means 聚类的多边定位算法 KC-Multilateration (Multilateration Algorithm based on K-means Clustering),通过聚类分析剔除误差较大的距离信息,进而从根本上解决不准距离信息对定位结果的影响.实验仿真和基于 RSSI 的实验表明, KC-Multilateration 算法较原多边定位算法相比,在不增加任何通信开销的前提下,具有更小的定位误差、更高的容错性,且定位结果更稳定.

## 2 多边定位算法原理

无线传感器网络定位中,位置已知的节点称为锚节点,待定位的、位置未知的节点,称为未知节点.多边定位算法通过获得未知节点到多个锚节点的距离信息并建立距离方程组求解定位结果<sup>[17,18]</sup>.图 1 给出了多边定位算法的原理.

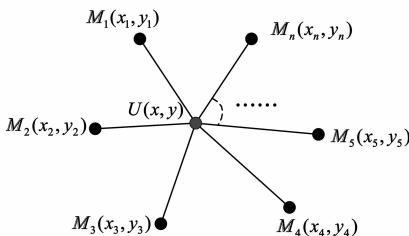


图1 多边定位算法原理

设未知节点  $U$  的真实坐标为  $(x, y)$ , 节点  $U$  解坐标的变量表示为  $(\hat{x}, \hat{y})$ ; 锚节点  $M_1, M_2, \dots, M_n$  的位置均已知:  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ ; 未知节点到锚节点  $M_1, M_2, \dots, M_n$  的真实距离分别为  $l_1, l_2, \dots, l_n$ ; 节点  $U$  已经获得了到  $n$  个锚节点  $M_1, M_2, \dots, M_n$

的距离信息:  $d_1, d_2, \dots, d_n$ . 根据二维平面的几何关系有:

$$\begin{cases} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 = d_1^2 \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 = d_2^2 \\ (x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 = d_3^2 \\ \dots\dots \\ (x - x_n)^2 + (y - y_n)^2 = d_n^2 \end{cases} \quad (1)$$

方程组(1)的解  $(x, y)$  即为未知节点的坐标.

将方程组(1)中第 1 个至第  $(n-1)$  个方程分别与第  $n$  个方程相减并求其最优解可得未知节点的坐标:

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (2)$$

其中,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_n - x_1) & 2(x_n - x_{n-1}) \\ 2(y_n - y_1) & 2(y_n - y_{n-1}) \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} d_1^2 - d_n^2 + y_n^2 + x_n^2 - y_1^2 - x_1^2 \\ d_2^2 - d_n^2 + y_n^2 + x_n^2 - y_2^2 - x_2^2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ d_{n-1}^2 - d_n^2 + y_n^2 + x_n^2 - y_{n-1}^2 - x_{n-1}^2 \end{bmatrix}$$

由于测得或估计的距离  $d_1, d_2, \dots, d_n$  与未知节点到锚节点的真实距离  $l_1, l_2, \dots, l_n$  不可避免地存在客观误差,记

$$r_i = |l_i - d_i| / l_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

因而利用多边定位法得到的未知节点的位置  $(\hat{x}, \hat{y})$  与未知节点的真实位置  $(x, y)$  之间必然存在一定的误差,记为

$$RMSE = \sqrt{(\hat{x} - x)^2 + (\hat{y} - y)^2} \quad (4)$$

误差  $r$  的大小不同对定位结果误差  $RMSE$  的影响也不同.

## 3 KC-Multilateration 算法

二维空间中如只使用三条距离信息进行定位,即为三边测量法.在存在测距误差的情况下,测距误差小的距离信息对三边定位法影响较小,其定位结果与真值更加接近.在大多数距离信息都相对准确的情况下,任选其中三边使用三边定位法得到的结果在二维平面上会有更多的结果接近真实值,密集分布在以未知节点真值位置为中心的一块区域.图 2 所示的仿真实验结果说明了该问题:6 个锚节点分布在  $100\text{m} \times 100\text{m}$  的区域内,未知节点与各锚节点之间的距离误差服从均方

差为 0.05 的正态分布,任选 3 个锚节点使用三边测量法得到的 20 个定位结果,其中有 6 个定位结果集中分布在定位真值附近.

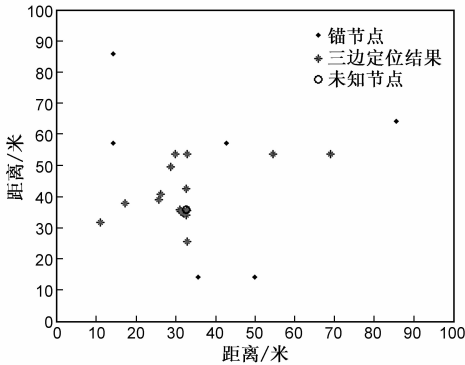


图2 定位结果样本分布

基于此,本文提出 KC-Multilateration 算法(Multilateration Algorithm based on K-means Clustering),将未知节点到锚节点的  $n$  个距离信息任选 3 个得到  $C_n^3$  组数据,使用三边定位法求得待筛选样本集,然后利用 K-means 聚类方法对该样本集进行聚类分析,排除误差较大测距信息,利用剩余距离信息进行定位计算.该方法提出的一个背景是,当锚节点数目超过 6 个时,任选三个锚节点进行三边定位将会产生足够多的定位结果样本,而锚节点多于 6 个的情况在应用中是普遍现象,有些基于 RSSI 的定位应用甚至存在 20 个采样值的情况<sup>[19]</sup>,许多算法为保证算法精度,往往对锚节点的比例以及网络的连通度有一定的要求,如 MDS 算法要求节点连通度超过 12 才能有良好的定位结果<sup>[20]</sup>,Android 下的 GPS 搜星软件搜出超过 6 个以上星的情况时有发生,因此本文所提算法是存在背景基础的.

KC-Multilateration 算法首先从  $n$  个距离信息  $\{d_1, d_2, \dots, d_n\}$  中任选 3 个为一组,对每一组使用三边定位法,共得到  $C_n^3$  个定位结果,记为  $X = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, C_n^3\}$ ,即为初始的位置样本点.之后进行大误差距离信息筛选,对初始的位置样本点进行 K-means 聚类,即将  $C_n^3$  个样本点划分成  $k$  个聚类,具体过程如 Step A 所示;然后根据聚类的结果按照 Step B 所示的步骤找出大误差距离信息.

#### Step A 对初始样本进行 K-means 聚类

(1) 输入  $C_n^3$  个待聚类的样本  $X = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, C_n^3\}$  和聚类个数  $k$ .从  $C_n^3$  个样本值中任意选择  $k$  个作为初始的聚类中心  $C = \{(c_{ix}, c_{iy}) | i = 1, 2, \dots, k\}$ .

(2) 对于剩下的  $(C_n^3 - k)$  个点,计算每个样本点到各聚类中心  $(c_{ix}, c_{iy})$  的距离  $D = \{d_{ij} | i = 1, 2, \dots, (C_n^3 - k); j = 1, 2, \dots, k\}$ ,其中  $d_{ij}$  表示第  $i$  个点到第  $j$  个聚类中心的距离.找出到点  $i (1 \leq i \leq (C_n^3 - k))$  距离

最近的聚类中心  $j (1 \leq j \leq k)$ ,将点  $i$  加入到聚类  $j$  中.

(3) 所有点都加入聚类,形成  $k$  个聚类  $W_1, W_2, \dots, W_k$ ,每个聚类  $W_i$  包括其聚类中心  $C_i$ 、属于该聚类的点和该聚类包含的点数.

(4) 根据公式  $c_{ix}^* = (1/n_i) \sum x$ ,  $c_{iy}^* = (1/n_i) \sum y$  计算每个聚类的中心,其中  $x, y \in W_i$ ,  $n_i$  表示聚类  $W_i$  中点的个数,直到找出所有聚类的新聚类中心  $C^* = \{(c_{ix}^*, c_{iy}^*) | i = 1, 2, \dots, k\}$ .

(5) 若  $C^* = C$ ,即相邻两次的聚类中心无变化,算法结束,此时的  $W_1, W_2, \dots, W_k$  即为最终聚类,否则令  $C^* = C$ ,转步骤(2).

#### Step B 根据聚类结果找出大误差距离信息

(1) 根据 K-means 聚类算法的最终输出结果  $W_1, W_2, \dots, W_k$  和  $n_1, n_2, \dots, n_k$ ,找出元素个数最少的  $t (2 \leq t \leq k - 1)$  个聚类,即根据前  $t$  个最小的  $n$  值假设为  $\{n_1, n_2, \dots, n_t\}$  找出其对应的聚类,假设为  $\{W_1, W_2, \dots, W_t\}$ .

(2) 找出这  $t$  个聚类所包含的点,假设共有  $h$  个点,每个点都由三个距离信息求得,因此可以找出  $h$  个点中出现次数最多的前  $m$  个距离信息,假设为  $d_1, d_2, \dots, d_m$ ,即为误差较大的距离信息.

一般我们可以认为包含元素最多的聚类为精度高定位,因此选择  $t = k - 1$  个元素少的聚类寻找误差较大距离信息,而在将这些误差较大距离信息去除后将元素最多聚类中心作为最终的改进定位结果.虽然该方法形式上具有  $O(n^3)$  的时间复杂度,并希望锚节点数目多于 6 个,这样才能有较多的样本值,但并不意味着  $n$  的值越大越好,而在实际情况中,  $n$  并不是一个会无限增大的输入规模,该值往往是有界的,这意味着算法复杂性的增长在一个有界的范围内,因此本质上该方法的时间复杂度是多边定位的有界常数倍.在对算法复杂性的讨论中,只有当输入规模未知并会无限制增大时,  $O(n^3)$  才会对算法效率有本质上的影响,因此本文所提算法的时间复杂度是可接受的.

另外,关于 K-means 方法在定位问题中的运用,文献[21]进行了探讨,该文献基于 RSSI 指纹技术,对多个 RSSI 采样点使用 K-means 方法找出聚类中心,后采用 K Nearest Neighbors 方法确定采样数据归为哪一类.从 K-means 聚类算法的输入数据集看,本文所提方法是基于多边定位算法的改进,是对三边测量法得到的预定位结果集使用 K-means 聚类进行分类, K-means 聚类方法所操作的数据集与文献[21]并不一致.从分类方法的使用上看,文献[21]仅适用 K-means 聚类找到聚类中心,而后使用 K Nearest Neighbors 方法判定该聚类中心属于哪一类,即在算法使用前,该分类已在指纹数据库中存在,

而本文使用 K-means 聚类进行预定位节点分类,其分类在 K-means 方法使用前并不存在.因此,本文使用 K-means 聚类算法,旨在得到密集分布在未知节点真值附近的数据集,并以该聚类中心优化定位算法结果.

### 4 仿真与实验

为验证 KC-Multilateration 算法的性能,本文分别在仿真环境和实际测量环境中进行了实验.仿真环境中对测距信息误差较小场景以及存在大误差距离信息场景进行了实验分析,实际测量环境中使用 RSSI 作为测距手段对 KC-Multilateration 算法性能进行了验证.

#### 4.1 仿真环境中测距误差对 KC-Multilateration 算法的影响

(1)仿真场景 I 在本仿真场景中,15 个锚节点随机分布在 100m×100m 的矩形区域内,未知节点位于矩形区域的中心,其坐标真值为(50,50).采用蒙特卡洛仿真对未知节点使用多边形定位法和 KC-Multilateration 算法进行定位计算并进行实验对比,每组实验的定位误差结果均为进行 100 次实验的均值,KC-Multilateration 算法中参数设置为  $k=5, t=2$ .仿真实验在 KC-Multilateration 算法的计算中  $m$  分别取 1,2 和 3,即通过聚类分析去掉包含误差相对而言较大的 1 个、2 个或 3 个距离信息,然后使用多边形定位法进行未知节点定位.未知节点与锚节点之间的测距误差正态分布和均匀分布的实验结果分别如图 3、图 4 所示.

由图 3、4 可见,即使在不存在明显较大误差测距值的情况下,无论测距误差服从正态分布还是均匀分布,KC-Multilateration 算法较多边形定位法均具有较小的定位误差,即 KC-Multilateration 算法对于测距信息中不存在较大测距误差的情况也适用.其原因是即使是测距信息误差呈均匀分布,样本中也会存在相对较大误差的测距值,KC-Multilateration 可以将误差较大的测距值

去除,使用剩余的更准确的距离信息进行定位,得到更加准确的定位结果.

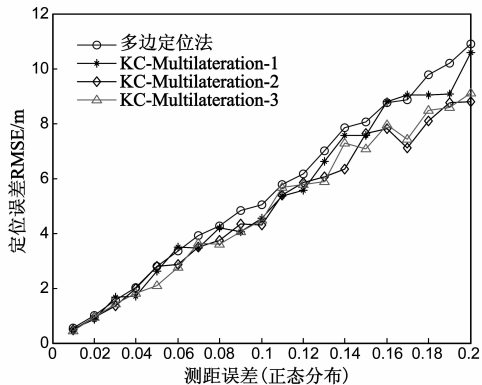


图3 测距误差正态分布情况下定位误差对比

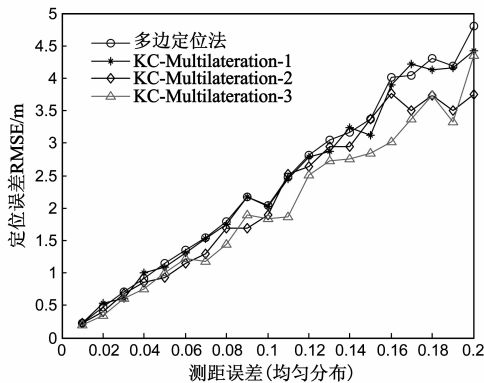


图4 测距误差均匀分布情况下定位误差对比

(2)仿真场景 II 本仿真场景拓扑与仿真场景 I 相同,而未知节点接收到的 15 个测距信息中存在误差较大情况,且误差较大测距信息的数目  $n$  和所包含误差  $r$  的大小都在变化,KC-Multilateration 算法中参数设置与仿真场景 I 相同,KC-Multilateration 算法和多边形定位法的定位误差随  $n$  和  $r$  变化的情况如图 5 所示.

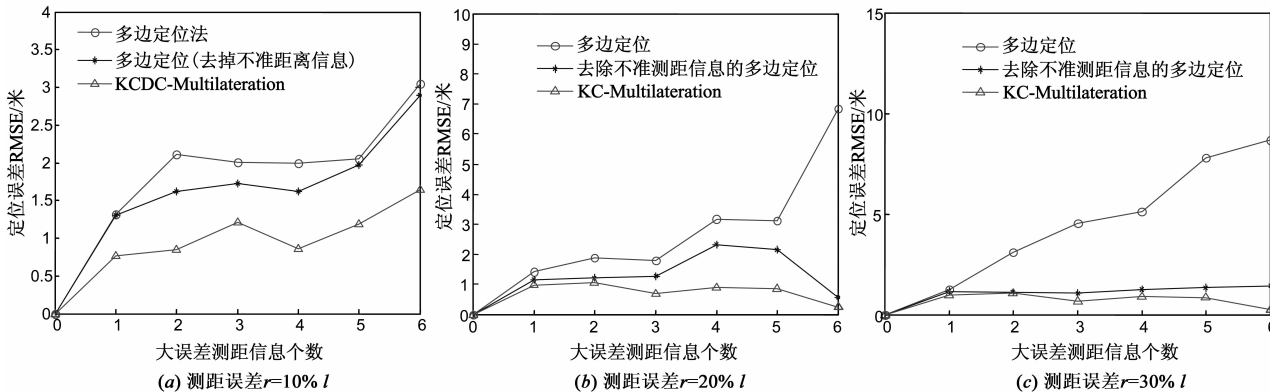


图5 不同测距误差下定位误差随不准距离信息个数的变化

图 5(a)、(b)、(c)分别对应了当测距误差为测距距离的 10%、20%、30% 时多边定位算法和 KC-Multilateration 的定位误差随误差较大测距信息个数  $n$  从 0 到 6 时的变化情况. 由图 5 可见: ①多边定位法受到大误差测距信息的严重影响, 测距信息所含误差越大、数据越多定位性能受到影响越严重, 定位误差越大. ②KC-Multilateration 算法基本不受大误差测距信息的影响, 在测距误差逐渐增大和不准测距信息数目逐渐增多的情况下, 仍可保持较小的定位误差, 具有较好的鲁棒性. ③KC-Multilateration 算法相比原多边定位算法, 误差最好情况降低了 96.47%; 相比较于去除不准测距信息后使用多边定位算法, 误差最好情况时降低了 58.73%.

#### 4.2 基于 RSSI 的实测实验

RSSI 测距技术由于不需要节点配置额外硬件使得其在低精度定位领域有着广泛的应用, 对 RSSI 定位的

使用与研究也一直是业界的热点<sup>[22,23]</sup>. 本文通过基于 RSSI 测距的实验对 KC-Multilateration 算法的性能进行实际环境中的验证. 实验通过在空旷操场中布置由未知节点、锚节点和协调器组成的无线网络, 利用 RSSI 信号衰减模型将测得的 RSSI 值转化为测距信息, 然后将信息无线传递给协调器, 进而通过串口传递给 PC 机, 之后在 PC 端使用多边定位法和 KC-Multilateration 算法进行位置计算.

实验中硬件设备包含 1 个协调器、8 个锚节点、8 个未知节点和一台 PC 机, 协调器和锚节点采用 CC2430 芯片, 未知节点采用 CC2431 芯片(图 6). 实验在校区旱冰场中选取的一块 10m × 10m 的区域中进行. 为减小地面干扰因素对定位结果的影响, 实验中锚节点和未知节点都被置于距地 1.5m 的位置上, 其相对坐标位置及编号见表 1, 实验所得数据如表 2 所示.

表 1 节点坐标

节点编号	1	2	3	4	5	6	7	8
锚节点	(5,0)	(1.5,1.5)	(8.5,1.5)	(0,5)	(10,5)	(1.5,8.5)	(8.5,8.5)	(5,10)
未知节点	(5,5)	(3,3)	(8,3)	(8,5)	(3,8)	(6,8)	(5,2)	(5,8)

表 2 实验结果

各个锚节点 LQI 值转换为的 RSSI 值(RSSI 值单位为 dBm)								
	锚节点 1	锚节点 2	锚节点 3	锚节点 4	锚节点 5	锚节点 6	锚节点 7	锚节点 8
测试点 1	55.66	55.66	56.02	66.37	59.95	76.72	62.80	66.37
测试点 2	55.31	51.38	58.16	59.23	57.45	66.73	64.23	58.52
测试点 3	57.80	59.95	63.16	67.80	58.16	62.80	63.87	61.37
测试点 4	59.23	67.44	57.45	61.37	55.31	61.02	57.45	57.45
测试点 5	66.01	64.58	57.09	59.59	63.87	54.59	56.73	55.31
测试点 6	58.52	67.80	57.45	59.59	71.36	62.09	50.31	46.03
测试点 7	46.03	54.59	56.02	64.94	58.52	71.36	72.08	77.79
测试点 8	58.16	59.59	55.66	59.59	60.66	55.31	55.31	49.95

本文采用文献[21,22]的 RSSI 模型, 将 RSSI 值和对应的发送功率值和传播因子值进行最小二乘拟合, 最后将 RSSI 值转化为距离值

$$d = 10^{(RSSI - 51.0554)/10 \times 2.1335} \quad (8)$$

其中, 51.0554 和 2.1335 是拟合值. 然后分别使用 KC-Multilateration 算法和多边定位算法进行定位计算, 结果如图 7 所示. 在 KC-Multilateration 算法中, 参数设置为:  $k = 4$ ,  $t = 2$ , 去除一个误差相对较大的测距信息, 即  $m = 1$ .

由图 7 可见: ①KC-Multilateration 算法的定位误差显著小于原多边定位算法的定位误差. 在对未知节点 7 进行定位时, 所采集测距信息由于偶然因素或操作原因存在较大误差, 因此 KC-Multilateration 表现出了较优

异的性能. ②总体看来, KC-Multilateration 算法相比多边定位法其定位误差能够维持在一个较小的范围内, 具有很好的鲁棒性.

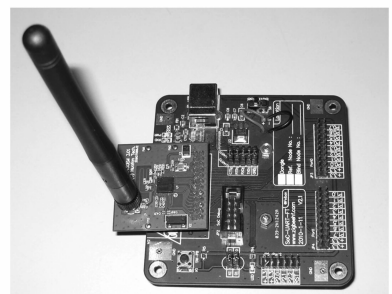


图 6 实验选用节点

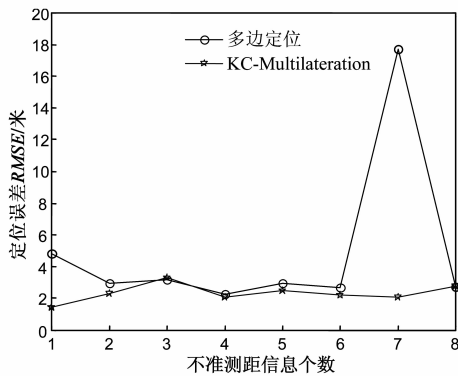


图7 RSSI实验定位结果

## 5 结论

本文对多边形定位法定位结果受测距精度影响的情形进行了分析,针对大误差测距信息所含误差对多边形定位算法的影响,提出了一种改进的多边形定位算法 KC-Multilateration,首次将 K-means 聚类方法引入到无线传感器网络的定位问题中.仿真实验和实际环境中使用 RSSI 作为测距手段的实验表明,改进算法可以有效避免不准测距信息对定位结果的影响,定位精度有显著提高,而且改进算法与多边形定位方法比具有很好的定位鲁棒性.

## 参考文献

- [1] 王雪. 无线传感器网络测量系统[M]. 北京:机械工业出版社,2007.  
Wang Xue. Wireless Sensor Networks Measurement Systems [M]. Beijing: China Machine Press, 2007. (in Chinese)
- [2] 孙利民,李建中,陈渝. 无线传感器网络[M]. 北京:清华大学出版社,2005.  
Sun Limin, Li Jianzhong, Chen Yu. Wireless Sensor Networks [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. (in Chinese)
- [3] 张福生. 物联网——开启全新生活的智能时代[M]. 山西:山西人民出版社,2010.  
Zhang Fusheng. Internet of Things—Open a Smart Time of New Lives [M]. Shanxi: Shanxi People Press, 2010. (in Chinese)
- [4] 钱志鸿,王义君. 物联网技术与应用研究[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 1023 – 1029.  
Qian Zhihong, Wang Yijun. IoT technology and application [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(5): 1023 – 1029. (in Chinese)
- [5] D. Niculescu, B. Nath. Adhoc positioning system (APS) [A]. Proc of the IEEE GLOBECOM 2001 [C]. Washington: IEEE Computer Society, 2001. 2926 – 2931.
- [6] Horacio A B F Oliveira, Eduardo F Nakamura, Antonio A F Loureiro, Azzedine Boukerche. Error analysis of localization

- systems for sensor networks [A]. Proc of the 13<sup>th</sup> Annual ACM International Workshop on Geographic Information Systems (GIS'05) [C]. New York: ACM Press, 2005. 71 – 78.
- [7] Wanning Chen, Tao Mei, Lei Sun, et al. Error analyzing for RSSI-based localization in wireless sensor networks [A]. Proceedings of the 7<sup>th</sup> World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. Washington: IEEE Computer Society, 2008. 2701 – 2706.
- [8] 王巍,熊瑾煜,朱中梁. 考虑非视距误差的一种新定位算法[J]. 通信学报, 2005, 26(1): 59 – 65.  
Wang Wei, Wei Jinyu, Zhu Zhongliang. A new location algorithm considering non-line-of-sight errors [J]. Journal on Communications, 2005, 26(1): 59 – 65. (in Chinese)
- [9] 蒙静,张钦宇,张乃通,等. IR-UWB 定位系统距离误差建模及性能研究[J]. 通信学报, 2011, 32(6): 10 – 16.  
Meng Jing, Zhang Qinyu, Zhang Naitong, et al. Modeling the distance error and performance analysis in IR-UWB positioning system [J]. Journal on Communications, 2011, 32(6): 10 – 16. (in Chinese)
- [10] Liu Ying, Qian Zhihong, Liu Dan, Zhong Hui. A DV – Hop-positioning algorithm for wireless sensor network based on detection probability [A]. 2009 5th International Joint Conference on INC, IMC and IDC (NCM 2009) [C]. Washington: IEEE Computer Society, 2009. 453 – 456.
- [11] 刘影,钱志鸿,刘丹. 基于几何学的无线传感器网络定位算法[J]. 光电子·激光, 2010, 21(10): 1435 – 1438.  
Liu Ying, Qian Zhihong, Liu Dan. A wireless sensor network localization algorithm based on geometry [J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2010, 21(10): 1435 – 1438. (in Chinese)
- [12] 刘衍珩,刘炳日,孙大洋,王爱民. WSN 中一种 DV – Hop 定位精度改进算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2010, 40(3): 763 – 768.  
Liu Yanheng, Liu Bingri, Sun Dayang, Wang Aimin. An improved DV-Hop algorithm in localization accuracy in WSN [J]. Journal of Jilin University Engineering and Technology Edition. 2010, 40(3): 763 – 768. (in Chinese)
- [13] 秦念庆. 基于 RSSI 的无线传感器网络多边形定位算法研究[D]. 济南:山东大学, 2009, 4.  
Qin Nianqing. Research of multilateration based on RSSI in WSN [D]. Jinan: Shandong University. 2009, 4. (in Chinese)
- [14] 石琴琴,霍宏,方涛等. 使用最速下降算法提高极大似然估计算法的节点定位精度[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(7): 2038 – 2040.  
Shi Qinqin, Huo Hong, Fang Tao, etc. Using steepest descent method to improve node localization accuracy of maximum likelihood estimation [J]. Application Research of Computers, 2008, 25(7): 2038 – 2040. (in Chinese)
- [15] 黄冬明. 基于 Landweber 的无线传感器网络的节点定位算法研究[D]. 济南:山东大学, 2010.

- Huang Dongming. Based on landweber wireless sensor network node localization algorithm research[D]. Jinan: Shandong University. 2010. (in Chinese)
- [16] Savarese C, Rabaey J, Langendoen K. Robust positioning algorithms for distributed Ad-hoc wireless sensor networks[A]. ATEC '02 Proceedings of the General Track of the Annual Conference on USENIX Annual Technical Conference[C]. New York: ACM Press, 2002. 317 – 327.
- [17] Savvides A, Han C C, Srivastava M. Dynamic fine-grained localization in Ad-hoc networks of sensors[A]. Proceedings of the 7<sup>th</sup> Annual International Conference on Mobile Computing and Networking[C]. New York: ACM Press, 2001. 166 – 179.
- [18] Kim Sunwoo, Lee Byeong-Tae. Scalable DV-hop localization algorithm with constrained multilateration for wireless sensor network[J]. IEICE Transactions, 2009, E92. B(10): 3075 – 3078.
- [19] Wessels A, Wang X, Laur R, Lang W. Dynamic indoor localization using multilateration with RSSI in wireless sensor networks for transport logistics[J]. Procedia Engineering, 2010, 5(1): 220 – 223.
- [20] Shang Y, Ruml W, Zhang Y, Fromherz MPJ. Localization from mere connectivity[A]. Proc of the 4th ACM Int' l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking & Computing[C]. New York: ACM Press, 2003. 201 – 212.
- [21] 张旻, 罗争. 一种基于 RSS 估计的虚假点消除方法[J]. 电子学报, 2012, 40(10): 2117 – 2121.  
Zhang Min, Luo Zheng. A new method for eliminating ghost based on RSS estimation[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(10): 2117 – 2121. (in Chinese)
- [22] 詹杰, 刘宏立, 刘述钢, 朱凡. 基于 RSSI 的动态权重定位算法研究[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 82 – 88.  
Zhan Jie, Liu Hongli, Liu Shugang, Zhu Fan. The study of dynamic degree weighted centroid localization algorithm based on RSSI[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(1): 82 – 88. (in Chinese)
- [23] 宋震龙, 蒋刚毅, 黄晔等. 基于偏度-峰度检验的无线局域网室内定位算法[J]. 通信学报, 2012, 33(5): 99 – 105.  
Song Zhenlong, Jiang Gangyi, Huang Chao, et al. WLAN indoor positioning algorithm based on skewness-kurtosis testing [J]. Journal on Communications, 2012, 33(5): 99 – 105. (in Chinese)

### 作者简介



孙大洋 男, 1979 年出生, 博士, 讲师. 研究方向为无线传感器网络.

E-mail: www.sunday@gmail.com



钱志鸿 (通信作者) 男, 1957 年出生, 教授, 博士生导师. 研究方向为无线网络通信系统的信号分析和处理.

E-mail: dr.qzh@163.com

韩梦飞 女, 1987 年出生, 硕士. 研究方向为无线传感器网络.  
E-mail: hanmengfei0707@163.com

王雪 女, 1984 年出生, 博士, 讲师. 研究方向为无线通信中的时间同步与 UWB 通信机制.