

无线传感器网络 SL- n 迭代定位算法

罗旭, 柴利, 杨君

(武汉科技大学 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心, 湖北 武汉 430081)

摘要: 无线传感器网络迭代多边定位算法在迭代定位过程中使用全局最小均方估计(MMSE)方法估计盲节点的位置, 导致算法定位误差很大, 缺乏稳健性。针对此问题, 提出了 SL- n 估计方法, 该方法首先把某盲节点的所有参考节点进行分组, 通过三边法或局部 MMSE 方法求出的每组相应样本值, 并用这些样本值估计出此盲节点的位置。仿真实验表明, 当部分参考节点的参考误差较大时, 该方法优于全局 MMSE 处理方法, 可以有效降低定位误差。

关键词: 无线传感器网络; 迭代定位; SL- n ; 参考节点

中图分类号: TP301

文献标识码: B

文章编号: 1000-436X(2011)05-0129-10

SL- n iterative localization algorithm in wireless sensor networks

LUO Xu, CHAI Li, YANG Jun

(Engineering Research Center of Metallurgical Automation and Measurement Technology, Ministry of Education,
Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: To compensate for the lackness of robustness caused by MMSE(minimum mean square estimation) in overall situation in wireless sensor network iterative multilateration algorithm, a new estimation algorithm called SL- n were proposed. Firstly all samples were obtained using trilateration or partial MMSE from every combination of n reference nodes which belonged to some blind node, then the location of the blind node were estimated. Simulation experiments show that the proposed SL- n algorithm outperforms MMSE method in overall situation and can reduce the position error sufficiently when the reference error is large.

Key words: wireless sensor networks; iterative multilateration; SL- n ; reference nodes

1 引言

无线传感器网络(WSN)定位问题在军事、楼宇自动化、跟踪与监测等方面都有广泛的应用, 一直是 WSN 的技术热点之一^[1~3]。尽管全球无线定位系统(GPS)提供了很好定位手段, 并在很多方面发挥着重要的作用, 但也存在着一些不足。比如: GPS 不适合于室内环境定位, 其能量消耗将减少传感器节

点的生存寿命, GPS 及其天线增大了节点的体积等, 因此 GPS 并不适用于无线传感器网络^[3]。针对无线传感器网络开展专门的不依赖于 GPS 的定位研究(特别是分布式定位算法), 具有重要的意义。

很多学者研究了无线传感器网络节点精确定位问题, 提出了许多有效的算法。这些算法依据是否计算节点间的距离, 可分为距离无关定位算法和距离相关定位算法^[1]。距离无关定位算法如最小包含

收稿日期: 2010-04-06; 修回日期: 2010-09-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60974012); 教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-08-0675); 湖北省教育厅科研项目(I20091102)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (60974012); The New Century Excellent Talents in University (NCET-08-0675); The Science and Technology Research Project of Hubei Provincial Department of Education (I20091102)

圆算法^[4]、DV-Hop(distance vector-hop)算法^[5,6]、多向量量法(MDS)^[7]等。这些方法大多通过几何方法实现,依赖于网络的拓扑结构,从而影响了定位精度。距离相关定位算法一般先通过某种测距方法确定未知节点与初始锚节点的距离,然后根据这个距离利用三边关系、多边关系或边角关系等确定未知节点的位置。测距方法有到达时间法(TOA)、到达时间差法(TDOA)、接收信号强度法(RSSI)等。距离相关定位算法的定位精度依赖于测距的准确性,其测距误差可用测距的百分比来衡量。依据到初始锚节点的跳数可以分为单跳定位和多跳定位^[8],单跳定位算法如 APIT 定位算法^[9],到达角定位算法^[10]等。多跳定位算法如 DV-Hop(distance vector-hop)算法、迭代多边定位(iterative multilateration) 算法^[3]等。单跳定位早于无线传感器网络的出现,是多跳定位的基本技术。

迭代多边定位^[3]是一种距离相关的多跳定位算法,该方法先通过初始锚节点确定未知坐标节点(后文称之为盲节点)的位置,盲节点定位后成为新一代的参考节点(将这些非预置的已知坐标的节点统一称为参考节点),而后这些参考节点参与其他节点的定位,如此类推,用逐层迭代的方法估计出其他节点的位置。经实验表明这种方法在网络规模不大,初始锚节点比较分散且较少的环境中,可以取得满意效果。当一个盲节点周围有多个经过迭代定位成为参考节点的节点时,使用全局 MMSE(minimum mean square estimation)估计方法^[3,11],使得参考节点到估计位置的距离与测距之间的差异最小来求出盲节点的估计位置是迭代多边定位的核心处理方法。

在实际环境中,经常会遇到如天气、障碍以及电磁干扰等问题的影响,若定位过程中到某些参考节点的测距误差或某些参考节点的遗留迭代定位误差较大,使用全局 MMSE 方法会使定位误差变大,导致迭代误差累积较深。为了克服此问题,减小迭代定位过程中的定位误差,本文提出了 SL- n (samples for localization- n nodes)处理方法,经仿真实验表明,当有足够多的参考节点时 SL- n 方法估计准确性要优于全局 MMSE 方法(后文与 SL- n 比较时简记为 MMSE),且更有稳健性。

为了提高定位准确性,在文献[12]中提出 TTSL(three-three combined samples for location)方法,这种方法将参考节点三三分组,并用三边法获得估计

样本,然后通过每组样本形成的样本集进行估计。文献[12]是作者的初步工作,其基本思想对应于本文 $n=3$ 时的情形。与文献[12]相比,本文做了进一步深入研究,主要区别在于:1) SL- n 方法与 TTSL 有本质上的不同,它是理论上提升,它涵盖了 TTSL 算法和文献[3]中的方法,即 SL- n ($n=3$) 算法为 TTSL 算法,SL- n ($n=k$) 算法为文献[3]中方法。因而,通过调节 n ,可以达到 TTSL 与文献[3]中方法的折中;2) SL- n ($n>3$) 是基于局部 MMSE 定位的,适用于更广泛的情况(比如参考节点较少或有部分参考节点误差较大),在不同的环境中,相应采用不同的 n 值可使得估计精度更好;3) 本文指出了节点编号排序不同对估计结果影响这一新的现象,并进行了初步探讨;4) 即使对 SL- n ($n=3$) 即 TTSL 算法,文献[12]中的结果是初步的和不完善的,文献[12]中仿真实验也较初步。本文则对 SL- n 算法进行了详细介绍,通过大量的仿真探讨了 SL- n 方法的各种性质,也与 TTSL 和文献[3]中方法进行了比较。

本文结构如下:第 2 节将介绍迭代多边定位相关知识,第 3 节将提出 SL- n 迭代定位方法,第 4 节是相关仿真,第 5 节是结束语。

2 迭代多边定位

本节首先介绍所提出的 SL- n 方法的必要基础知识——迭代多边定位算法^[3]。然后给出这种估计方法的一个被忽视的性质。迭代多边定位算法最早是由 Savvides 等提出的,其基本要求是每个节点至少有 3 个已知位置的邻居节点,但不是所有节点都有已知坐标的 3 个参考节点,在文献[3]中,Savvides 同时提出了基于共享节点的改进方法。

当网络的连通性较好时(每个节点至少有 3 个邻居节点),设盲节点 (X_i, Y_i) 的周围有 k 个参考节点 $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), (X_3, Y_3) \cdots (X_k, Y_k)$, 它们与盲节点 (X_i, Y_i) 之间的测距为 $r_1, r_2, r_3, \cdots, r_k$ 。设 (X_i, Y_i) 的估计值为 (x_0, y_0) 。参考节点到估计位置的距离与测距之间的差异用 $f_i(x_0, y_0)$ 表示:

$$f_i(x_0, y_0) = |r_i - \sqrt{(X_i - x_0)^2 + (Y_i - y_0)^2}|, i=1,2,3, \cdots, k \quad (1)$$

误差平方和记为

$$F(x_0, y_0) = \sum_{i=1}^k f_i^2 \quad (2)$$

经过一系列处理，文献[3]提出求解如下最小二乘估计来获得最优的位置估计 (x_0, y_0) ：

$$A \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = b \quad (3)$$

其中， $A = \begin{bmatrix} 2(X_k - X_1) & 2(Y_k - Y_1) \\ 2(X_k - X_2) & 2(Y_k - Y_2) \\ \vdots & \vdots \\ 2(X_k - X_{k-1}) & 2(Y_k - Y_{k-1}) \end{bmatrix}$

$$b = \begin{bmatrix} (r_1^2 - r_k^2) - (X_1^2 - X_k^2) - (Y_1^2 - Y_k^2) \\ (r_2^2 - r_k^2) - (X_2^2 - X_k^2) - (Y_2^2 - Y_k^2) \\ \vdots \\ (r_{k-1}^2 - r_k^2) - (X_{k-1}^2 - X_k^2) - (Y_{k-1}^2 - Y_k^2) \end{bmatrix}$$

当矩阵 A 是列满秩时可以得到如式(4)所示的最小二乘解。

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (4)$$

迭代多边定位过程如下：首先由预定的锚节点(坐标给定)通过式(4)估计盲节点的坐标，然后将这些已定位的盲节点当作参考节点参与其他盲节点的定位，下一轮得到坐标的盲节点又可以做为参考节点参与其他盲节点的定位。依次类推，式(4)层层迭代运行，对网络中的所有盲节点进行定位(如图 1 所示)。

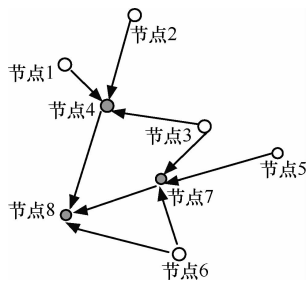


图 1 多边定位迭代运行

在图 1 中初始锚节点 1，节点 2，节点 3 可用来估计节点 4 的位置，初始锚节点 3，节点 5，节点 6 可用来估计节点 7 的位置，节点 4 和节点 7 当做参考节点，和节点 6 一起估计节点 8 的位置。当然节点 8 可以当作参考节点去参与其他盲节点的定位。基于式(4)的估计方法具有如下性质。

引理 1 当某盲节点的参考节点数 $k > 3$ 时，基于式(4)得到的估计位置会受到参考节点标号的影响，即对固定的 k 个邻居节点，不同的参考节点编

号使得估计结果不同。

证明

令：

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

将式(3)两边同时左乘 T 得：

$$\tilde{A} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = \tilde{b} \quad (5)$$

其中，

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} 2(X_1 - X_k) & 2(Y_1 - Y_k) \\ 2(X_1 - X_2) & 2(Y_1 - Y_2) \\ \vdots & \vdots \\ 2(X_1 - X_{k-1}) & 2(Y_1 - Y_{k-1}) \end{bmatrix}$$

$$\tilde{b} = \begin{bmatrix} (r_k^2 - r_1^2) - (X_k^2 - X_1^2) - (Y_k^2 - Y_1^2) \\ (r_2^2 - r_1^2) - (X_2^2 - X_1^2) - (Y_2^2 - Y_1^2) \\ \vdots \\ (r_{k-1}^2 - r_1^2) - (X_{k-1}^2 - X_1^2) - (Y_{k-1}^2 - Y_1^2) \end{bmatrix}$$

比较 A 和 \tilde{A} ， b 和 \tilde{b} 可以看出式(3)与式(5)只是把第 k 号节点和第 1 号节点标号互换，得到的估计值为

$$\begin{bmatrix} \tilde{x}_0 \\ \tilde{y}_0 \end{bmatrix} = (A^T T^T T A)^{-1} A^T T^T T b \quad (6)$$

若 A 是 2×2 的矩阵，即参考节点个数 k 只有 3 个时， A 和 T 皆为方阵，在 A 和 T 可逆的情况下，式(4)和式(6)的结果皆可化为 $A^{-1}b$ 的形式，此时式(4)和式(6)结果是一致的。但 $k > 3$ 时，由于 $T^T T \neq I$ ，式(4)和式(6)结果是不一致的，即不同的节点作为 k 号节点得到的估计不同。开展深入的研究已超出本文的研究主题，做如下简单评述。

产生这一现象的原因是利用消元法由式(1)得到了式(3)，解(4)是式(3)的最小二乘解，但一般不是最小化估计误差平方和(式(2))的最优估计值。对优化指标式(2)直接求导来计算最优估计值是不可取的，因为这样将导致非线性方程求解。一种可能的解法是对式(3)进行修正，加上一个新的方程表示 k 号节点消元的影响，然后求取最优估计值。另外通过仿真实验发现，一般情况下按到参考节点测距

降序排列的定位准确性要高于其他情况。

在许多情况下，基于全局 MMSE 的迭代定位方法定位误差较大，因此需要找到一种方法来衡量参考节点的可参考性。Savarese 等人在他们的算法中依据参考节点是第几次迭代产生的原则来衡量节点的可靠度(confidence)^[13]。首次迭代定位的点(一般这些点离初始锚节点最近)的可靠度最高，往后逐次迭代定位的节点的可靠度依次变低。这种判定法则只能粗略衡量参考节点的迭代误差大小，而且由于测距过程中噪声的随机性，按照这种方法产生的高可靠度参考节点的实际可靠度可能还不如某些被认为是低可靠度的节点。在这种情况下会导致用高可靠度参考节点估计的坐标会比某些低可靠度参考节点估计的坐标的误差还要大。

3 SL-n 算法

SL-n 算法主要分为 3 个步骤：位置样本的产生、密集区的选取、估计值求取，如下将详细讨论每个步骤。

3.1 位置样本的产生

对盲节点周围的 k 个参考节点按其到盲节点测距的降序进行编号，从中任取 n 个节点进行组合，每组值通过三边法或局部 MMSE 产生一个位置样本，样本集合为 YB ，总计有 $\phi = C_k^n$ 个样本。

为了得到参考点的组合，假设有 n 个参考节点：ref(1), ref(2), ..., ref($n-1$), ref(n)。它们的取值上限为 k ，产生参考点组合(sample)的方法如图 2 所示。

```
String sample( reference nodes k)
    sequence=1
    for ref(1)=1:k
        for ref(2)= ref(1)+1: k
            ...
                for ref(n-1)= ref(n-2)+1: k
                    for ref(n)= ref(n-1)+1: k
                        sample[sequence]="ref(1),ref(2),...,ref(n-1),ref(n)"
                    sequence =(sequence +1)
                
```

图 2 产生参考点组合

样本 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ 的产生如式(7)所示，式(7)中 $(MMSE)_{C_k^n}^i$ 表示用局部 MMSE 方法产生 $\phi = C_k^n$ 个样本中的第 i 个样本。通过多参考节点组合的方法得到 C_k^n 个样本后，设样本集为 YB ，并建立参考点组合与其产生样

本的关系表。

$$(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i) = (MMSE)_{C_k^n}^i \tag{7}$$

将参考节点 $(X_i, Y_j), j = 1, 2, 3, \dots, k$ 在所有样本组合中出现的概率称之为影响概率，反映了参考节点 (X_i, Y_j) 对整个样本集 YB 的影响程度，设为 ζ ，如式(8)所示：

$$\zeta = C_{k-1}^{k-n} / C_k^n = \frac{n}{k} \tag{8}$$

由于每个样本都是由 n 个参考节点共同作用产生的，对于某个样本而言，可以认为每个参与计算的参考节点对它的作用系数为 $\frac{1}{n}$ ，因此对于样本集合中的某个估计样本 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i), i = 1, 2, 3, \dots, \phi$ ，参考节点 (X_j, Y_j) 对其影响程度可记为 $\frac{\zeta}{n} = \frac{1}{nk}$ 。

SL-n 算法计算成本与样本数量 C_k^n 以及产生每个样本的矩阵维数 n 有关，即需要 C_k^n 次 n 维矩阵的运算才能得到待处理的样本集 YB ，因此 SL-n 算法的样本计算复杂度 v 可用式(9)表示：

$$v = O(nC_k^n) \tag{9}$$

3.2 密集区的选取

SL-n 算法通过样本集 YB 中的位置样本 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ 估计盲节点位置，得到一个类似于图 3 的样本分布。当在大多数参考点都相对可靠的情况下，大多数位置样本都是相对准确且相近的，真实值极有可能在密集区域中的某处，记密集区为集合 D ，并用密集区 D 中的样本来估计盲节点的位置 (x_0, y_0) 。

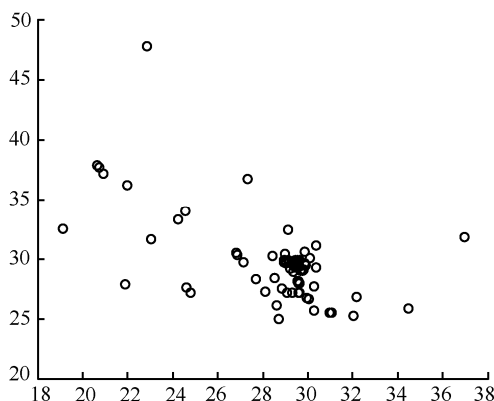


图 3 样本分布

事实上在绝大多数参考节点都是可靠的情况下，只要样本足够多，那么密集区中的样本都围绕在真实值周围，这些样本值在横坐标方向和纵坐标

方向上都接近于真实值，当样本足够多时，样本 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ 的横坐标 \tilde{x}_i 和真实值 X_i 之间的误差 $err(\tilde{x}_i)$ 与纵坐标 \tilde{y}_i 和真实值 Y_i 的之间误差 $err(\tilde{y}_i)$ 的均值近乎为 0 且相关程度很低，可从横方向和纵方向上分别分析样本集。在绝大多数样本都是可靠的情况下，密集区从横方向或纵方向上观察，坐标值比较接近，依据此特征做如下处理：

$$C = [\tilde{x}_i, \tilde{y}_i, Rx_i(Ry_i)] \quad (10)$$

1) 从横方向上考虑，将样本集 YB 按横坐标 x 的升序排列，并求出相邻点的移动极差 $Rx_i = \tilde{x}_{i+1} - \tilde{x}_i (i = 1, 2, 3 \dots \phi)$ ，并将其设置为 Rx 列，且将横坐标最大项对应的 Rx 值设为 0，得到 Rx 列后有如式(10)所示的数据结构 C 。 $Rx_i = (\tilde{x}_{i+1} - \tilde{x}_i)/1$ ，称之为点间斜率。同时得到式(11)：

$$s_x = \text{std}(\tilde{x}_{[1/5]}, \tilde{x}_{[4/5]})$$

$$v_{sx} = \text{std}(\tilde{x}_{[1/5]}, \tilde{x}_{[4/5]}) / \text{mean}(\tilde{x}_{[1/5]}, \tilde{x}_{[4/5]})$$

$$\alpha_x = |s_x (1 - v_{sx})| \quad (11)$$

$\tilde{x}_{[1/5]}$ 表示样本集按横坐标排序后的前五分位(前五分位位置向上取整)横坐标值， $\tilde{x}_{[4/5]}$ 表示样本集按横坐标排序后的后五分位(后五分位位置向下取整)横坐标值。 s_x 表示按横坐标升序排列后前后五分位点间样本横坐标的标准差， $\text{mean}(\tilde{x}_{[1/5]}, \tilde{x}_{[4/5]})$ 表示前后五分位点间样本横坐标的均值。以相应 $Rx_i > \alpha_x$ 的点为分界点。取出 Rx 相邻分界点之间相应的样本数最多的样本集，若样本数最多的样本集有多个，则全部取出，通过这种方法取出满足要求的样本集并记为 $A_1, A_2, A_3, \dots, A_k$ 。横方向上的密集部分为 $A = A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_k$ 。

2) 同样从纵方向考虑，按纵坐标 y 的升序排列，得到 Ry 列后有如图 4 的数据结构，用式(12)得到的阈值 α_y 来衡量纵坐标之间的差异 Ry_i 。

$$s_y = \text{std}(\tilde{y}_{[1/5]}, \tilde{y}_{[4/5]})$$

$$v_{sy} = \text{std}(\tilde{y}_{[1/5]}, \tilde{y}_{[4/5]}) / \text{mean}(\tilde{y}_{[1/5]}, \tilde{y}_{[4/5]})$$

$$\alpha_y = |s_y (1 - v_{sy})| \quad (12)$$

与 1) 类似，以相应 $Ry_i > \alpha_y$ 的点为分界点。取出 Ry 列相邻界点之间样本数最多的样本集，将这些样本集记为 $B_1, B_2, B_3, \dots, B_m$ 。纵方向上的密集部分为 $B = B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_m$ 。

3) 由于密集区中的点到任意参考点(设为原点)的距离比较一致，而 A 和 B 中的绝大多数样本都满足这个条件，做如式(13)所示的简单处理得到密集区。密集区选取的流程如图 4 所示。

$$D = (A \cap B) \quad (13)$$

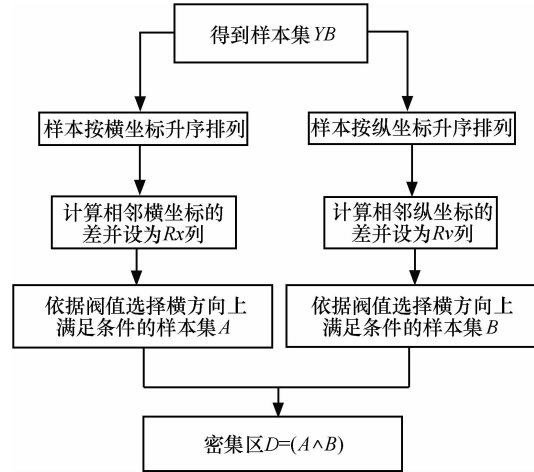


图 4 选取密集区流程图

当参考节点没有测距误差且累积遗留迭代定位误差几乎为零时，横坐标(或纵坐标)的大小是一致的，得到如图 5 所示的理想状况，但盲节点到参考节点的测距误差及参考节点自身的遗留迭代定位误差会导致结果出现偏差，升序排列后得到类似图 6 所示的分布。值得说明的是，如果根据式(13)所选的密集区 D 为空集(说明数据质量较差，样本太少)，此时可以将 D 选为 A 与 B 的并集。

为了在横方向(或纵方向)上取出密集区即在横方向(或纵方向)上点间斜率上升较平稳且无突变的最大区域，需要对点间斜率 $Rx_i(Ry_i)$ 进行衡量，同时 $Rx_i(Ry_i)$ 又是相邻样本间的移动极差，它反映了样本间的离散程度。为了恰当的衡量这种离散程度本文引入中心样本(前后五分位间)的标准差 $s_x(s_y)$ 来衡量，同时为了考察样本的离散系数，采用由(11)式和式(12)的 α_x 和 α_y 来衡量点间斜率的大小，点间斜率的分界点代表了如图 6 中所示的那些点间斜率突变的点。式(11)和式(12)中的 α_x 和 α_y 计算是作者给出的经验公式，当然可以由其他表达式确定 α_x 和 α_y ，但经过大量仿真表明，采用式(11)和式(12)来计算 α_x 和 α_y 时，SL-n 算法在估计精度、复杂性、稳健性等各方面都有较好的性能。

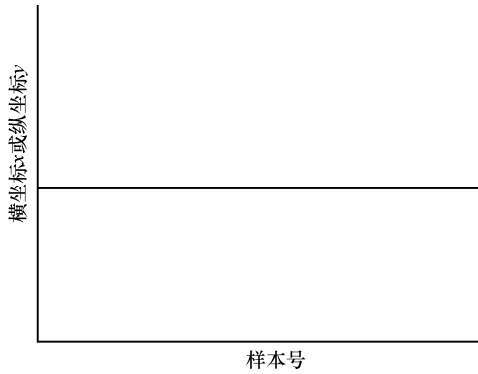


图 5 理想状态单向坐标分布

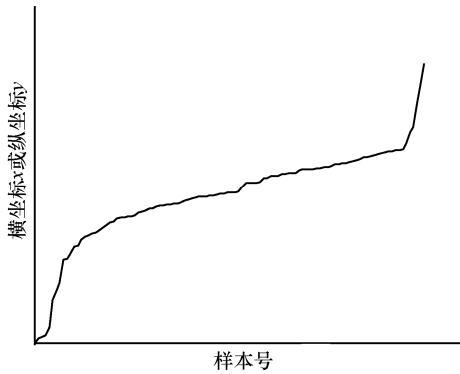


图 6 单向坐标分布

3.3 估计值求取

当找到密集区 D 以后，从密集区中的样本 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$, $((\tilde{x}_i, \tilde{y}_i) \in D)$ 中来估计未知点的坐标，假设某密集区 D 中总共有 a_n 个样本，则估计值 (x_0, y_0) 满足式(14)：

$$\begin{cases} x_0 = \arg \min \sum_{i=1}^{a_n} |x_0 - \tilde{x}_i| \\ y_0 = \arg \min \sum_{i=1}^{a_n} |y_0 - \tilde{y}_i| \end{cases} \quad (14)$$

将密集区样本的横纵坐标分别升序排列，按式(14)找出估计值 (x_0, y_0) 。

SL- n 算法步骤可归纳如下：

① 通过图 2 所示的方法得到参考点组合及其产生的样本；

② 由图 4 所示的流程图选取密集区；

③ 由式(14)得到估计值 (x_0, y_0) 。

SL- n 算法中局部参考点数目 n 的最小值为 3，此时称为 TTSL 算法，如前所述，在文献[12]中初步探讨了该算法的简单性质。 n 的取值与节点的定位环境有关，当参考节点较多且绝大多数参考节点都相对可靠的情况下，TTSL 算法可取得良好的定

位效果。但若参考节点数目较少，或一些参考点不可靠时，TTSL 算法将产生大量偏差较大的样本，此时较为精准的样本成为样本分布区的边缘，在处理过程中极易被剔除掉，从而使得最后得到的定位估计不够理想。对此种情况，若提高 n 的值，可以综合考虑多个参考节点，避免把可信性高的信息边缘化，取得较好的估计效果。尤其是在参考节点数 k 较少的情况下， ζ 偏大，会出现较多的大偏差样本，此时可提高 n 的值，综合考虑更多的参考节点会使得样本整体可靠度变大，取得很好的估计效果。当然缺点是相应的计算复杂度 $O(nC_k^n)$ 会变高。

使用 SL- n 方法可以忽略参考节点的可靠度问题，在大部分参考节点都是可靠的情况下有不可靠节点出现的组合产生的样本往往比可靠度高的节点组合产生的样本要偏离很多，通过分析样本可以间接滤除那些低可靠度参考节点的影响，也避免了节点之间传播参考节点可靠度带来的开销。

3.4 SL- n 相关问题

在二维环境中，当 SL- n 用于迭代定位时，要保证足够多的样本，SL- n 方法主要是改善多参考节点时定位精度，降低部分参考节点出现较大参考误差对定位估计造成的影响，但随着参考点的增多，数据量急剧增长，由于传感器网络资源有限，这样会严重影响节点的寿命。为了解决这个问题，可采取如下改进：设有 k 个参考节点，将参考节点按测距 r 的升序排列，并依到盲节点的测距 r 的大小进行参考点节点的分层。因为分层后会严重影响某节点 ζ 的大小，为了使得每层的每个节点的 ζ 值尽量的小，降低单个参考节点的参考误差对样本集的影响，又能减少样本数据，按照参考点数量的数量级，把参考节点分为 $t = \text{round}\left(\frac{k}{9}\right)$ (round 在这里表示四舍五入)层，前 $t-1$ 层每组取 $\left\lfloor \frac{k}{t} \right\rfloor$ 个参考点，剩下的参考点为最后一组。为了使每层样本数分配合理，SL- n 中的最大 n 值为 $\min\left(\left\lfloor \frac{k}{t} \right\rfloor - 1, k - \left(\text{round}\left(\frac{k}{9}\right) - 1\right) \times \left\lfloor \frac{k}{t} \right\rfloor - 1\right)$ 。

对每组数据用 SL- n 方法取样本，取每组数据产生的样本的并集，这样可以忽略一些样本，虽然有损样本的完整性，但每个参考点的影响都考虑到

了，对估计精度影响不大，这就使得算法数据量大大减少。

4 仿真实验

本节将通过 Matlab 仿真对 SL-n 算法的定位效果、稳健性等各方面进行研究。仿真结果将表明，与 Savvides 等人的方法相比，SL-n 算法具有更好的定位效果。

将盲节点与某个参考节点的测距误差 *erc* 以及此参考节点初始遗留迭代定位误差 *ero* 统称为参考误差(记作 *ckw*)。盲节点到每个参考节点的测距误差 *erc* 由某种测距方法确定，可用测距的百分比来衡量：例如 RSSI 测距，它的误差比较大，可以当作一个随机过程，一般来说在百米以内精度只有几米(百分之几)，而使用射频(RF)和超声波(ultrasound)的 TDOA 测距方法在 3m 以内测距时精度可以达到 2cm(0.7%)。参考节点产生时的遗留迭代定位误差 *ero* 与具体环境中的迭代运行过程有关，可用最远射距的百分比来衡量。

在一个随机分布的网络里，最远测距为 100m，限定 100m×100m 的区域内，在某个盲节点及其参考节点组成的单元内，参考节点自身的遗留迭代定位误差 *ero* 在最远测距的 1% 以内均匀分布，节点的平均连接度不小于 4，初始测距误差 *erc* 为测距的 1%。

在第 2 节中提到了 Savvides 等人的全局 MMSE 方法会由于参考节点的编号的不同而造成结果抖动，在图 7 中对连接度为 10 下的百次实验进行考察，在图 8 中对不同连接度下的百次实验平均值进行考察，发现在大多数情况下按照到参考节点测距的降序排列可得到较好的定位效果。

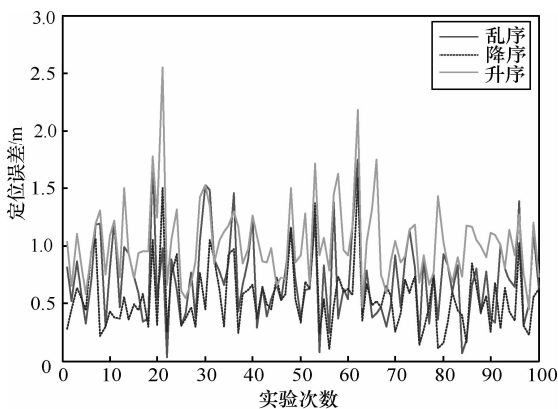


图 7 节点度为 10 时乱序降序升序定位效果

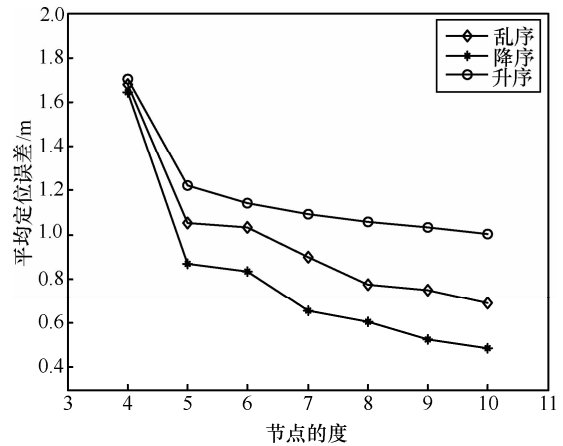


图 8 随节点度变化时乱序降序升序平均定位效果

节点的定位误差会随着节点连接度的变化而变化，在图 9 中，针对不同 *n* 的大小，对不同连接度下的百次实验的平均定位误差进行考察，每次实验中参考节点并不会随着 SL-n(*n*=3,4,⋯,8) 的 *n* 的大小变化而变化。从图中可看出当参考节点较少时，样本相应较少时，相对于连接度 *n* 的大小应相应取大一些，当参考节点较多时，样本相应较多，此时相对于连接度 *n* 的大小可取小一些，在图中可看到当连接度较小(≤5)时使用 SL-4 较好，当连接度较大(>5)时使用 TTSL 较好。

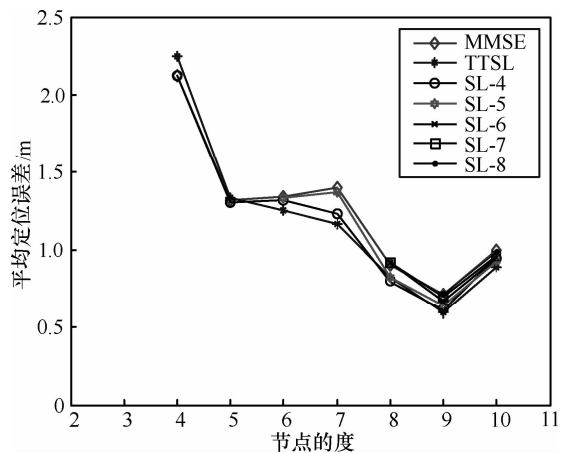


图 9 定位效果随着连接度的变化而变化

另外影响定位精度的因素有初始测距误差和参考节点本身的遗留迭代定位误差，引进参考节点的遗留迭代定位误差间接影响了测距误差($ero \propto erc$)，这里分析测距误差水平与定位准确度之间的关系。图 10 中，对节点连接度为 9 的情况下不同测距误差百分比下的百次实验的平均定位误差进行考察，每次实验中参考节点并不会随着 SL-n(*n*=3,4,⋯,8) 的 *n* 的大小变化而变化。从图中可看出在平均意义

下定位误差会随着误差百分比的增加而变大，但 SL-n 算法，尤其是 TTSL 更有优势。

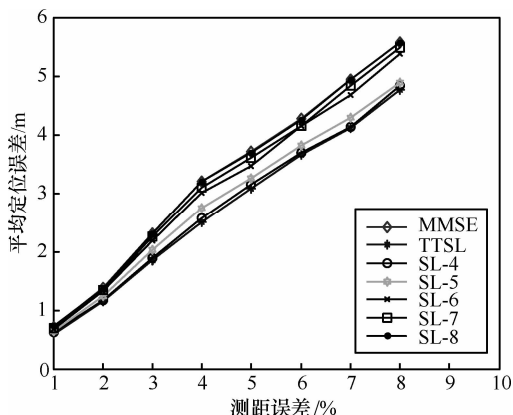


图 10 平均定位误差随测距误差的变化

在图 11 中，依然在节点的连接度为 9 的情况下，固定一组参考节点，在不同测距误差百分比下对盲节点的定位效果的影响进行观察。其结果与平均意义下的定位效果类似。

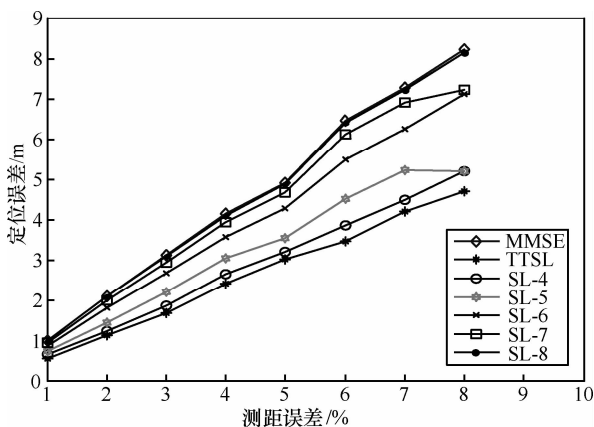


图 11 定位误差随测距误差的变化

SL-n 算法主要用来降低少数节点出现较大偏差时对定位结果的影响，依然在连接度为 9 的情况下，当到部分参考节点(假设 10%)的测距出现较大偏差时，会得到如图 12 和图 13 定位效果。

在图 12 中对到部分参考节点(10%)的不同测距误差百分比下的百次实验的平均定位误差进行实验，每次实验中参考节点并不会随着 SL-n (n=3, 4, ..., 8) 的 n 的大小变化而变化，随着到部分参考节点的测距误差的增长平均定位误差会增大，此时 SL-n 算法中 n 的值越小增长越平稳，当 n 的值较大时定位误差接近 MMSE。

图 12 是在平均意义上进行考察，不排除某些

情况下 MMSE 定位效果要优于 SL-n(n=3,4,...,8)。当固定一组参考节点时发现当到部分参考节点(10%)的误差没有出现太大的偏差时，MMSE 有可能优于 SL-n，这与每个样本的估计偏差有关系，从式(7)和式(4)中可看出，对于 SL-n 而言，每个估计样本的偏差在参考节点一定的情况下(假设无遗留迭代定位误差)，其定位准确性与 b 有关(既与测距大小有关，又与测距误差水平有关)。在上述测距误差的衡量标准下有可能使得较好的样本成为少数，从而分配到了样本分布区的边缘，使得 SL-n 的估计结果不够理想，但两者的定位效果相差不大。一旦到某些参考节点的测距出现严重偏差，此时 SL-n 可以降低严重测距误差对定位带来的影响。考察结果如图 13 所示。

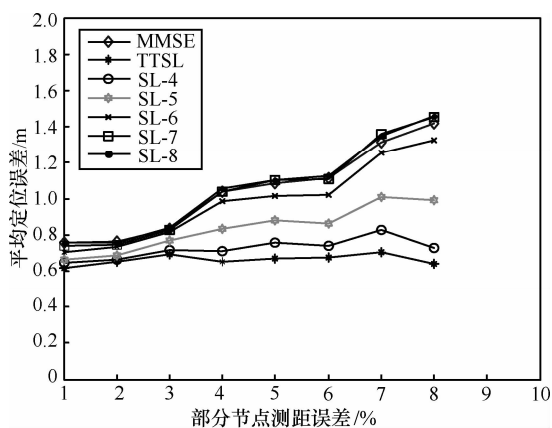


图 12 平均定位误差随部分参考节点的测距误差而变化

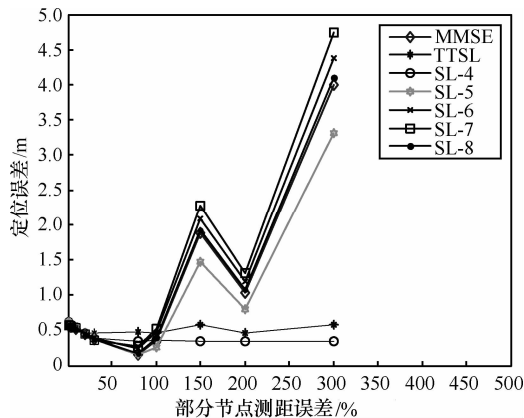


图 13 定位误差随部分参考节点的测距误差而变化

本文同时对部分参考节点的遗留迭代误差变化对定位的影响作了实验观察。随着部分参考节点(10%)遗留迭代误差的增长，定位误差逐渐变大。SL-n 算法中 n 的值越小增长越平稳，n 越大定位效果越接近 MMSE。图 14 和图 15 分别是在平均意义

下和固定一组参考节点的情况下进行的观察，盲节点的连接度依然为9。

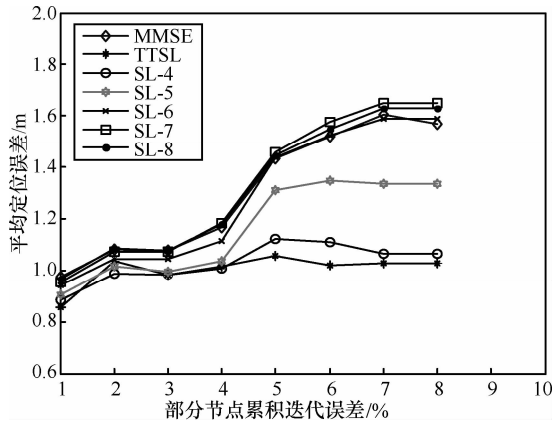


图 14 平均定位误差随部分参考点的遗留迭代误差而变化

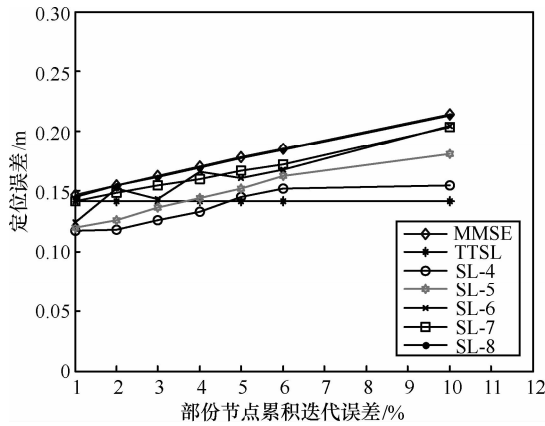


图 15 定位误差随部分参考点的遗留迭代误差而变化

依第3节所述 SL-n 是在绝大多数参考点都相对可靠的情况下(大多数点参考误差相对较小)讨论的,当大部分点变得不那么可靠时,进行了一些仿真实验,在盲节点连接度为9的情况下,假设到大部分参考节点(60%)的测距误差较大时进行实验观察。

在图16中对到部分参考节点(60%)的不同测距误差百分比下的百次实验的平均定位误差进行实验,每次实验中参考节点并不会随着 SL-n(n=3,4,...,8)的n的大小变化而变化,随着到部分参考节点(60%)的测距误差的增长平均定位误差会增大,此时 SL-n 算法中n的值较小时增长相对要快一些,当n的值较大时定位误差接近MMSE且增长平稳。当然,这只是在平均意义下进行的考察,不能排除在某组固定的参考节点下误差百分比相对不太大时 SL-n 会优于MMSE,但随着到部分参考节点(60%)的测距误差的增长,密集区样本整体定位偏差增大,SL-n 相对与MMSE而言,定位效果会变得不那么理想,但两者差异不大,尤其是当n较大

时,SL-n 不会偏离MMSE太远。实验结果如图17所示。

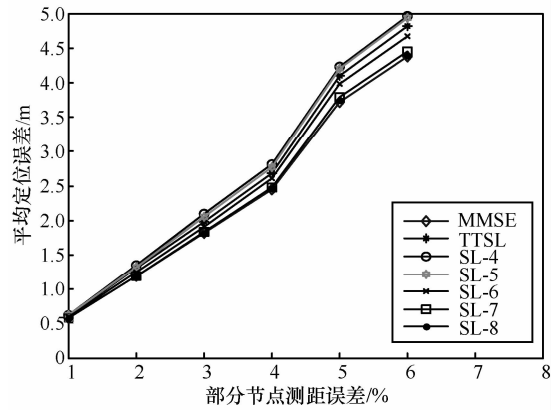


图 16 平均定位误差随部分参考点测距误差而变化

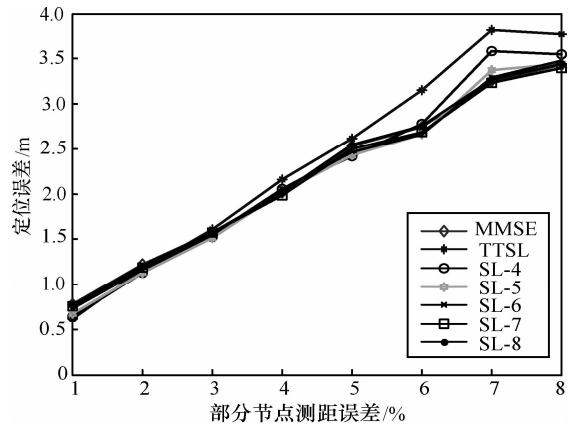


图 17 定位误差随部分参考点的测距误差而变化

第3.4节中提出了当数据量较大时的SL-n一种处理方案,虽然定位效果不一定比不分组的情况差,但这种方法剥离了样本的整体性,在参考节点自身的遗留迭代定位误差 ero 为最远测距的1%,初始测距误差 erc 为盲节点到参考节点测距的1%的前提下,分组SL-n的n值较小时,定位效果依然要优于全局MMSE。处理后的效果如图18所示。图中依然是在百次实验的平均意义下的进行观察,每次实验中参考节点并不会随着SL-n(n=3,4,...,8)的n的大小变化而变化。

综合上述实验会发现SL-n算法与MMSE相比,n值与节点的度越接近,其定位效果越接近于MMSE,随着n的减小,定位效果会逐渐偏离MMSE,当绝大多参考点都是可靠的情况下,可取较小的n值,综合考虑样本计算复杂度 v ,节点的连接度和定位准确性等因素,当参考节点数较少时(少于6个),n取4较好,参考节点数较多时(5个以

上), n 取 3 较好。在参考节点数足够多, 且有大部分参考点会出现较大偏差的环境中 $SL-n$ 与 $MMSE$ 的定位效果差异性不大, 但此时应相应提高 n 值, 综合各种因素进行折中考虑, n 可增大到 5 或 6。

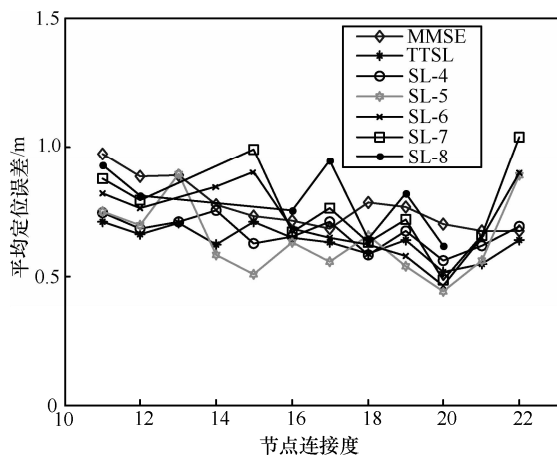


图 18 分组 $SL-n$ 与全局 $MMSE$ 比较

5 结束语

本文在分析迭代多边定位的基础上提出了一种新的估计方法 $SL-n$, 通过仿真详细说明了该算法的优缺点。 $SL-n$ 主要用来改善多参考节点下的盲节点位置估计精度, 而依然采用层层迭代的工作方式, 在大部分参考节点参考误差较小的情况下, $SL-n$ 方法要优于全局 $MMSE$, 且比 $MMSE$ 更有稳健性, 根据参考点数的多少可相应选择 $SL-3$ 或 $SL-4$ 。一旦处于大部分参考节点参考误差较大的环境中, $SL-n$ 算法应相应提高 n 的大小。虽然本文是针对在二维数据讨论的, 但 $SL-n$ 方法可直接推广到可分离多维数据, 只是多了几个维度方向上的考虑而已。对不可分离的多维数据, 推广 $SL-n$ 算法是非常有意义的。

本文同时也指出了多边定位方法的一个不足, 即估计值与节点编号有关, 给出了问题产生的原因和求解的可能思路。进一步研究该问题也是很有意义的。

参考文献:

[1] 孙利民, 李建中, 陈渝等. 无线传感器网络[M]. 北京:清华大学出版社, 2005.
SUN L M, LI J Z, CHEN Y, *et al.* Wireless Sensor Networks[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.

[2] 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 X. The Measuring System of Wireless Sensor Networks[M]. Beijing: China Machine Press, 2007.

[3] SAVVIDES A, HAN C C, SRIVASTAVA M. Dynamic fine-grained localization in ad-hoc networks of sensors[A]. Proceedings of the 7th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking[C]. Rome: ACM Press, 2001. 166-179.

[4] 周全, 朱红松, 徐勇军等. 基于最小包含圆的无线传感器网络定位算法[J]. 通信学报, 2008, 29(11):84-90.
ZHOU Q, ZHU H S, XU Y J, *et al.* Smallest enclosing circle based location approach for wireless sensor networks[J]. Journal on Communication, 2008, 29(11):84-90.

[5] NICULESCU D, NATH B. DV based positioning in ad hoc networks[J]. Journal of Telecommunication Systems, 2003, 22(1/4): 267-280

[6] 林金朝, 陈晓冰, 刘海波. 基于平均跳距修正的无线传感器网络节点迭代定位算法[J]. 通信学报, 2009, 30 (10):107-113.
LIN J Z, CHEN X B, LIU H B. Iterative algorithm for locating nodes in WSN based on modifying average hopping distances[J]. Journal on Communications, 2009, 30(10):107-113.

[7] SHANG Y, RUMMLER W, ZHANG Y. Localization from mere connectivity[A]. Proceedings of the 4th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing[C]. Annapolis: ACM Press, 2003. 201-212.

[8] KARL H, WILLIG A. Protocols and Architectures for Wireless Sensor Network[M]. John Wiley & Sons, Ltd, 2005.

[9] 彭力, 张炜. 基于循环求精的 APIT 无线传感器网络定位算法[A]. 第 29 届中国控制会议[C]. 北京: IEEE 会议出版, 2010. 4753-4756.
PENG L, ZHANG W. Based on the cyclic refinement APIT localization algorithm for wireless sensor networks[A]. Proceedings of the 29th Chinese Control Conference[C]. Beijing: IEEE Press, 4753-4756.

[10] NASIPURI A, LI K. A Directionality based location discovery scheme for wireless sensor networks[A]. Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Sensor Networks and Application[C]. Atlanta: ACM Press, 2002.105-111.

[11] SHEN G W, ZETIK R, THOMA R S. Performance comparison of TOA and TDOA based location estimation algorithms in LOS environment directionality[A]. Proceedings of the 5th workshop on Positioning, Navigation and Communication[C]. Hannover: IEEE Press, 2008. 71-78.

[12] 罗旭, 柴利, 杨君. 无线传感器网 TTSL 迭代定位算法[A]. 第 29 届中国控制会议[C]. 北京:IEEE 会议出版. 2010. 4790-4795.
LUO X, CHAI L, YANG J. TTSL Iterative localization algorithm in wireless sensor networks[A]. Proceedings of the 29th Chinese Control Conference[C]. Beijing: IEEE Press, 2010. 4790-4795.

[13] SASVARESE C, RABAY J, LANGENDOEN K. Robust positioning algorithms for distributed ad-hoc wireless sensor networks[A].

(下转第 145 页)