

## 智能空间中的环境自适应 RSSI 定位<sup>①</sup>

宋保业<sup>②\*</sup> 田国会<sup>③\*</sup> 周风余<sup>\*</sup>

(<sup>\*</sup> 山东大学控制科学与工程学院 济南 250061)

(<sup>\*\*</sup> 山东科技大学信息与电气工程学院 青岛 266590)

**摘要** 针对智能空间中接收信号强度指示(RSSI)定位的精度受环境参数动态变化影响的问题,提出了一种环境自适应 RSSI 定位算法,并阐明了环境参数的变化是影响测距精度和定位误差的主要因素。提出的环境自适应 RSSI 定位算法首先通过奇异值剔除和均值滤波对测量数据预处理,然后使用自适应 RSSI 距离估计算法估计节点间距离,进一步使用最大似然估计求得未知节点位置,最后利用 Kalman 滤波估计移动目标轨迹。实验结果表明使用该算法的移动目标跟踪定位误差可小于 1m,能够满足智能空间移动目标定位的要求。

**关键词** 智能空间, 无线传感器网络, 接收信号强度指示(RSSI), 定位

### 0 引言

智能空间<sup>[1]</sup>是一种新的人机交互协作的复杂系统,其核心思想是通过分布式的感知、执行器件实现对空间中人和物的位置、状态乃至动作、行为等的全面感知和理解,从而完成相应的服务任务<sup>[2]</sup>。上下文感知作为智能空间的重要特征,是智能空间研究中的热点和难点之一。其中,位置感知是上下文感知中最重要的内容。无线传感器网络是智能空间的重要组成部分,基于无线传感器网络的移动目标定位能够充分利用已有的低成本、低功耗的近距离传输传感器网络平台在移动地获取感兴趣监测数据的同时实现目标定位功能。基于传感器网络定位的主要方法之一是利用接收信号强度指示(received signal strength indication, RSSI)定位,考虑到环境参数的动态变化会对定位精度产生影响,本研究提出了一种环境自适应 RSSI 定位算法,实验证明,该算法能够满足智能空间内移动目标的定位要求。

### 1 相关研究

基于传感器网络的定位技术的基础是距离或角度信息的获取<sup>[3]</sup>,具体方法主要有到达时间(time of arrival, TOA)法、到达时间差(time difference of arri-

val, TDOA)法、到达角度(angle of arrival, AOA)法和接收信号强度指示(RSSI)法等<sup>[4]</sup>。其中, RSSI 方法根据无线信号衰落和距离的关系利用理论或经验模型获得距离信息,测距精度较其它方法偏低,但由于现有无线设备几乎都支持接收信号强度测量,因此能够充分利用现有的无线电信号信息,无需添加额外硬件设备,且不存在其它方法的一些应用限制<sup>[5-7]</sup>。然而,由于多径、反射、衍射等对环境参数的影响,实际中难以建立准确的信号衰减模型,从而使距离估计不准确,导致定位误差波动较大。因此, RSSI 定位方法的关键问题是如何估计环境参数或者降低环境参数波动对测距造成的影响,从而准确地估计距离。

为此,Mao 等针对先验信道模型无法获得的情况,基于 Cayley-Menger 行列式使用功率测量和平面几何常数来估计无线传感器网络中路径损耗指数,该方法在没有功率测量噪声时能够给出准确的路径损耗指数估计,但存在噪声时具有较大偏差<sup>[8]</sup>。为克服自适应信道变化对位置估计算法的影响,Li 提出一种位置坐标和路径损耗指数联合估计方法,避免了先验信道参数的测量。通过把路径损耗指数估计和位置估计转化成非线性最小二乘估计,使用泰勒展开将其转化为线性最小二乘估计并进行迭代计

① 863 计划(2009AA04Z220)和国家自然科学基金(61075092)资助项目。

② 男,1982 年生,博士生;研究方向:传感器网络与多传感器信息融合;E-mail: h. y. song@mail.sdu.edu.cn

③ 通讯作者,E-mail: g. h. tian@mail.sdu.edu.cn

(收稿日期:2010-11-10)

算,假设信号接收强度误差服从高斯分布,讨论了算法的 Cramer-Rao 下界,仿真实验能够得到满意结果<sup>[9]</sup>。Zemek 等为自动获得信道参数提出一种两步迭代算法同时估计节点位置和信道参数,通过仿真比较说明最大似然估计相比最小二乘方法能得到更好的估计结果,使用最大似然估计的两部迭代算法,定位误差最优时可达 1.27m<sup>[10]</sup>。Ahn 等提出一种基于 RSSI 的环境自适应室内定位算法同时进行路径损耗指数和发射功率估计,并使用移动参考节点协助降低网络通信负担,但由于移动参考节点的精确位置估计本身存在困难,因此最终的移动节点位置估计平均误差只能达到 3m 左右<sup>[11]</sup>。孙佩刚等提出了最小二乘曲线拟合法、信号强度分布法和混合定位法三种 RSSI 定位实现机制,比较了这三种定位技术的计算量、定位误差等,结果表明混合定位法所需计算量小、定位精度高,对环境有一定自适应性,定位误差可稳定限制在 2m 以内,实验结果能够较为精确地反映移动用户行走轨迹<sup>[12]</sup>。王珊珊等将节点间几何约束条件转化为非线性最优化问题用于传感器网络节点自身定位,算法中利用比例关系忽略路径损耗对节点相对距离估计的影响,仿真结果给出的定位误差可达通信半径的 10% 以下<sup>[13]</sup>。本文针对环境参数动态变化影响 RSSI 距离估计这一问题,首先通过对无线信号传播模型的分析说明环境参数波动对 RSSI 距离估计具有决定性影响,且随测距距离增大而成指数增长。为解决这一问题,在文献[13]的基础上提出了自适应 RSSI 定位算法,减少环境参数对距离估计的影响。该算法对获得的 RSSI 测量数据剔除奇异值后进行均值滤波,然后计算空间平均路径损耗,通过比例法求得未知节点与参考节点的估计距离。最后使用最大似然估计求得未知节点估计位置,对于移动节点则进一步通过 Kalman 滤波估计节点移动轨迹。实验结果表明使用该算法可将定位误差压缩至小于 1.5m,滤波后的移动轨迹误差小于 1m。

## 2 无线信号传播模型分析

为分析简单,这里只考虑理想无线信号传播模型。当满足发射天线远场条件时,距发射机  $d$  处天线的接收功率由 Friis 公式<sup>[14]</sup>

$$P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2 L} \quad (1)$$

给出。其中,  $P_t$  为发射功率;  $P_r(d)$  为接收功率;  $G_t$

是发射天线增益;  $G_r$  是接收天线增益;  $d$  是传播距离,单位为 m;  $L$  是与传播无关的系统损耗因子;  $\lambda$  为波长,单位为 m。该模型称为自由空间传播模型,用于预测接收机和发射机之间是完全无阻挡的视距路径时的接收信号强度。

自由空间传播模型是一种理想化的模型。实际上,由于信号传播过程中受到环境的影响,存在反射、衍射、散射等现象。基于理论和实验的对数距离路径损耗模型指出,无论室内或室外信道,平均接收信号功率随距离的对数衰减,其路径损耗表示为

$$\overline{PL}(d) \propto \left(\frac{d}{d_0}\right)^\varepsilon \quad (2)$$

或

$$\overline{PL}(d) = \overline{PL}(d_0) + 10\varepsilon \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) \quad (3)$$

其中,  $\varepsilon$  为路径损耗指数,表明路径损耗随距离增长的变化速率,与环境有关,也称为环境参数;  $d_0$  为参考距离,通常取 1m。考虑到随机误差的影响,实际应用的无线信号传播模型为对数正态阴影模型,即

$$\begin{aligned} PL(d) [\text{dBm}] &= \overline{PL}(d) + v \\ &= \overline{PL}(d_0) + 10\varepsilon \lg \frac{d}{d_0} + v \end{aligned} \quad (4)$$

和

$$P_r(d) [\text{dBm}] = P_t [\text{dBm}] - PL(d) [\text{dBm}] \quad (5)$$

其中,  $v$  为 0 均值的高斯分布随机变量,单位为 dBm。标准差为  $\sigma_v$ ,单位也为 dBm。

由式(4)和(5)可得,

$$P_r(d) [\text{dBm}] = P_t(d_0) [\text{dBm}] - 10\varepsilon \lg \frac{d}{d_0} + v \quad (6)$$

令  $RSSI = P_r(d) [\text{dBm}]$ ,  $A = P_t(d_0) [\text{dBm}]$ , 则有

$$RSSI = A - 10\varepsilon \lg \frac{d}{d_0} + v \quad (7)$$

于是传播距离  $d$  的估计  $\hat{d}$  可由以下公式得出:

$$\hat{d} = d_0 10^{\frac{A - RSSI}{10\varepsilon}} \quad (8)$$

从式(8)可以看出,影响传播距离估计结果的因素主要有距信号源 1m 处的接收信号强度  $A$ , 接收信号强度  $RSSI$  以及环境参数  $\varepsilon$ 。其中,发射源被确定后,距信号源 1m 处的接收信号强度  $A$  通常为固定值;环境参数  $\varepsilon$  随环境动态变化。文献[8]指出,式(8)的距离估计是一种有偏估计,但没有考虑环境参数  $\varepsilon$  对距离估计的影响。

现在考虑式(3)、(5)、(6)和(7),则传播距离

真实值为

$$d = d_0 \cdot 10^{\frac{A - RSSI + 10\lg \frac{d}{d_0} + \delta}{10\sigma_e}} \quad (9)$$

其中  $\delta$  为环境参数变化,且  $\delta \sim N(0, \sigma_\delta)$ , 则信号传播距离估计值为

$$\hat{d} = d \cdot 10^{-\frac{10\lg \frac{d}{d_0} + \delta}{10\sigma_e}} = d \cdot e^{-\ln 10 \cdot \frac{10\lg \frac{d}{d_0} + \delta}{10\sigma_e}} \quad (10)$$

令  $\eta_1 = \frac{10}{\ln 10}$ ,  $\eta_2 = \frac{\eta_1}{10\lg \frac{d}{d_0}}$ , 则有

$$\hat{d} = d \cdot e^{-\frac{\delta}{\eta_2\sigma_e} e^{-\frac{\eta_1}{\eta_2\sigma_e}}} \quad (11)$$

于是传播距离估计的期望值为

$$\begin{aligned} E(\hat{d}) &= \frac{1}{2\pi\sigma_e\sigma_\delta} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} d \cdot e^{-\frac{\delta}{\eta_2\sigma_e} e^{-\frac{\eta_1}{\eta_2\sigma_e}}} e^{\frac{-\delta^2}{2\sigma_\delta^2}} d\delta dv \\ &= d \cdot e^{-\frac{\sigma_\delta^2}{2\eta_2^2\sigma_e^2} e^{\frac{-\eta_1^2}{2\eta_2^2\sigma_e^2}}} \end{aligned} \quad (12)$$

因此,式(8)是对实际传播距离的有偏估计,在同时考虑测量误差影响和环境参数影响时,其无偏估计  $\hat{d}_u$  为

$$\hat{d}_u = \hat{d} \cdot e^{\frac{-\sigma_\delta^2}{2\eta_2^2\sigma_e^2} e^{\frac{-\eta_1^2}{2\eta_2^2\sigma_e^2}}} \quad (13)$$

图 1 给出了环境参数和 RSSI 测量误差对传播距离估计期望值影响的对比,其中对于室内环境取参数  $\sigma_e = 4\text{dBm}$ ,  $\sigma_\delta = 0.4$ <sup>[15]</sup>。从图中可以看出环境参数对传播距离估计期望值具有决定性影响,且随距离增大而更加明显。如图 1 中信号传播距离接近 10m 时测距误差可达近 30%,如果不考虑环境参数动态变化对传播距离估计的影响,则距离估计偏差较大从而将严重影响定位准确度。

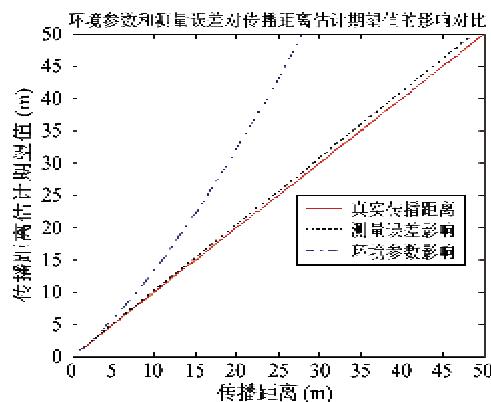


图 1 环境参数对传播距离估计期望值的影响

### 3 自适应 RSSI 定位算法

图 2 给出了定位系统示意图,其中  $R_i (i = 1, 2, 3, 4)$  为位置已知的参考节点,  $B$  为待定位的移动节点

点(以下称为盲节点),盲节点通过 RSSI 获得与参考节点之间的距离,进而计算其所在的位置。为描述简单起见,以下分析和实验只给出 1 个盲节点和 4 个参考节点,且定位在二维平面内进行。

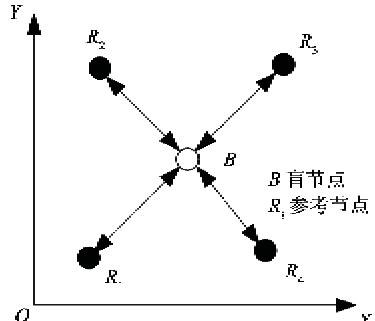


图 2 定位系统示意图

由于环境中各种因素的影响,环境参数随之变化,不能保持恒定。如环境中人员走动等都能造成环境参数波动,从而造成距离估计的不准确影响定位结果。本文提出的自适应 RSSI 定位算法通过自适应 RSSI 距离估计算法估计节点间的距离,减少环境参数对距离估计的影响,并在使用此算法进行距离估计之前对测量得到的每一对节点间的 RSSI 数据剔除异常值后进行均值滤波,在得到距离估计之后使用最大似然估计计算移动节点位置坐标,最后使用 Kalman 滤波算法估计盲节点移动轨迹,获得的位置和移动轨迹可以进一步提供给智能空间其它功能单元如信息融合、机器学习、行为理解等。

#### 3.1 异常值剔除

为获得较准确的 RSSI 值,一次定位过程需要对节点间的 RSSI 值进行多次测量,测量次数视环境动态变化情况而定,环境动态变化较小则可以减少测量次数,如没有人员走动的情况。获得的 RSSI 向量可表示为  $RSSI_{ij} = [RSSI_{ij}^1, RSSI_{ij}^2, \dots, RSSI_{ij}^M]$ , 其中,  $M$  为测量次数,  $1 \leq i < j \leq N+1$ ,  $N$  为参考节点数,第  $N+1$  个节点为盲节点。 $RSSI_{ij}^k (1 \leq k \leq M)$  为节点  $i$  和节点  $j$  之间的第  $k$  次测量结果。对节点间的 RSSI 测量结果,首先使用 RSSI 方差级干扰处理方法进行异常值剔除<sup>[16,17]</sup>。定义样本均值、标准差和离差分别为

$$\mu_{ij} = \sum_{k=1}^M RSSI_{ij}^k \quad (14)$$

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^M (RSSI_{ij}^k - \mu_{ij})^2}{M}} \quad (15)$$

$$\sigma_{ij}^k = |RSSI_{ij}^k - \mu_{ij}| \quad (16)$$

由于环境因素的影响,测量结果中可能存在某

些离差较大的异常值,如果不剔除这些异常值而直接取均值作为信号强度估计则会带来测距和定位结果的异常。这里取满足式

$$|\sigma_{ij}^k - \sigma_{ij}| < \beta\sigma_{ij}, (\beta > 0) \quad (17)$$

的 RSSI 测量值为有效测量值,并按照式(18)取有效测量值的均值作为信号强度  $RSSI_{ij}$  的估计。式(17)中,  $\beta$  为筛选临界值系数。

$$RSSI_{ij} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m RSSI_{ij}^k \quad (18)$$

其中,  $m$  为有效测量值个数。由式(3),(5),(18)可得

$$PL_{ij} = A - RSSI_{ij} = 10\epsilon_{ij}\lg d_{ij} \quad (19)$$

其中  $PL_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  之间的路径损耗。

### 3.2 自适应 RSSI 距离估计

考虑  $d_0 = 1m$ , 则由式(19)可得

$$PL_{ij} = A - RSSI_{ij} = 10\epsilon_{ij}\lg d_{ij} \quad (20)$$

定义空间平均路径损耗

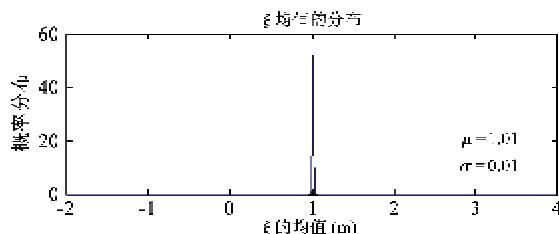
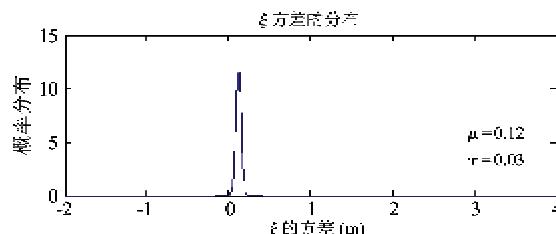


图 3  $\xi$  均值和方差的分布图



### 3.3 最大似然估计

已知参考节点坐标为  $(x_i, y_i)$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, N$ 。设盲节点  $B$  的坐标为  $(x_B, y_B)$ , 则由式(23)可得

$$(x_B - x_i)^2 + (y_B - y_i)^2 = d_{Bi}^2 \quad (24)$$

将上式整理为线性形式

$$AX = b \quad (25)$$

$$\text{其中, } A = 2 \begin{bmatrix} x_1 - x_N & y_1 - y_N \\ x_2 - x_N & y_2 - y_N \\ \vdots & \vdots \\ x_{N-1} - x_N & y_{N-1} - y_N \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} x_1^2 - x_N^2 + y_1^2 - y_N^2 - d_1^2 + d_N^2 \\ x_2^2 - x_N^2 + y_2^2 - y_N^2 - d_2^2 + d_N^2 \\ \vdots \\ x_{N-1}^2 - x_N^2 + y_{N-1}^2 - y_N^2 - d_{N-1}^2 + d_N^2 \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} x_B \\ y_B \end{bmatrix}.$$

$$PL_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N PL_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 10\epsilon_{ij}\lg d_{ij} = 10\epsilon_a \lg d$$

即

$$PL_a = 10\epsilon_a \lg d \quad (21)$$

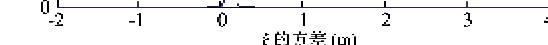
其中,  $\epsilon_a$  是空间平均路径损耗指数,由于各节点按序号等间隔排列,所以  $d = d_{ij}, 1 \leq i < j \leq N$ 。由于一次定位测量过程时间极短 ( $t < < 1s$ ),因此可认为环境变化对这些测量的影响是相同的,即  $\epsilon_a = \epsilon_{Bi}$ 。于是由参考节点与盲节点之间的路径损耗与空间平均路径损耗之比可得

$$\frac{PL_{Bi}}{PL_a} = \frac{10\epsilon_{Bi}\lg d_{Bi}}{10\epsilon_a \lg d} = \frac{\lg d_{Bi}}{\lg d} \quad (22)$$

由式(22)即可得参考节点与盲节点之间的距离估计为

$$d_{Bi} = 10^{\frac{\lg d - PL_{Bi}}{PL_a}} \quad (23)$$

令  $\xi = \epsilon_{Bi}/\epsilon_a$ , 则典型室内环境下环境参数比  $\xi$  的均值和方差分布如图 3 所示,可见令  $\epsilon_{Bi} = \epsilon_a$  所带来的偏差极小。



考虑实际定位过程中  $d_{Bi}$  存在误差,可将以上模型修正为

$$AX = b + e \quad (26)$$

其中  $e$  为误差向量。误差的引入导致定位成为一个不适定问题<sup>[8]</sup>,令  $B = b + e$ , 使用最大似然估计法解方程组  $AX = B$  可得

$$\hat{X} = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (27)$$

### 3.4 Kalman 滤波轨迹跟踪

Kalman 滤波是最常用的轨迹跟踪滤波算法<sup>[18]</sup>,本文使用 Kalman 滤波算法估计盲节点移动轨迹,系统状态方程为

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= \Phi \cdot X_k + \Gamma \cdot W_k \\ Z_k &= H \cdot X_k + U_k \end{aligned} \quad (28)$$

其中,  $X_k = [x_B \ y_B \ v_x \ v_y]^T$  为  $k$  时刻的状态向量,包括  $k$  时刻的位置  $x_B, y_B$  和移动速度  $v_x, v_y$ 。

$$\text{状态矩阵 } \Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{其中 } T \text{ 为时间间隔。}$$

$k$  时刻的位置  $x_B(k)$  和  $y_B(k)$  由  $k-1$  时刻的位置  $x_B(k-1)$  和  $y_B(k-1)$  加上位移  $v_x T$  和  $v_y T$  得到。

$$\text{误差矩阵 } \Gamma = \begin{bmatrix} 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T \end{bmatrix}^T, \text{ 观测矩阵 } H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \text{ 系统噪声和观测噪声向量分别为}$$

$$W_k = \begin{bmatrix} \omega_1(k) \\ \omega_2(k) \end{bmatrix} \text{ 和 } U_k = \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \end{bmatrix}, \text{ 假定噪声向量}$$

$W_k$  和  $U_k$  为零均值高斯白噪声, 其误差协方差矩阵分别为  $Q = \begin{bmatrix} \sigma_w^2 & 0 \\ 0 & \sigma_w^2 \end{bmatrix}$  和  $R = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & 0 \\ 0 & \sigma_v^2 \end{bmatrix}$ 。

## 4 定位实验与分析

### 4.1 RSSI 值获取

定位实验采用的是西安华凡科技有限公司的 HFZ-CC2430ZDK ZigBee(低成本、近距离无线组网通信技术)开发套件。CC2430 结合了 2.4GHz 无线收发机 CC2420 和工业级增强型 8051 单片机, 硬件兼容 IEEE 802.15.4 规范, 配合 Texas Instruments/Chipcon 的 ZigBee 协议栈 Z-Stack 可以方便地开发 ZigBee 无线传感网络, 本文的定位实验只要在 Z-Stack 上添加应用层任务即可。

CC2430 有一个内置的接收信号强度指示器 (RSSI), 其数字值为 8 位有符号二进制补码, 该值为 8 个符号周期内平均值, 可从寄存器 RSSI\_RSSI\_VAL 读出。RSSI\_RSSI\_VAL 与 RF 管脚功耗相差一个系统开发期间的前端增益经验值 RSSI\_OFFSET, 因此 RF 管脚的实际接收信号强度值应为  $P = (\text{RSSI\_VAL} + \text{RSSI\_OFFSET}) [\text{dBm}]$ , 其中 CC2430 对 RSSI\_OFFSET 取值为 -45dBm。同时, 在接收帧中, 最后两个字节用于存放 RSSI 值、平均相关值(用于链路质量指示 (LQI))和循环冗余校验 (CRC) 结果, RSSI 值可在 Z-Stack 的媒体访问控制 (MAC) 层中获得。

### 4.2 实验结果与分析

实验测试在一个较大的实验室中进行, 在此空间内布置 4 个参考节点围成边长为 10m 的正方形, 测试中节点距地面 1m。盲节点置于一个移动机器

人平台顶端, 通过遥控以 1m/s 的速度运动。测试命令由上位机通过 ZigBee 网络协调器向参考节点和盲节点发出 RSSI 请求命令, 收到该命令后参考节点和盲节点都向外广播测试数据包, 收到测试数据包的节点记录数据帧到达时的 RSSI 值并发送回上位机进行分析, 算法过程见表 1。从算法过程可见, 对于  $N$  个参考节点 1 个盲节点的情况, 一次定位过程通信数据包数量为  $2NM$ , 通信量和计算量与参考节点数和预设测量次数成线性关系。

表 1 环境自适应 RSSI 定位算法过程

- |   |   |
|---|---|
| 1 | 上位机发出 $M$ 次 RSSI 请求命令                           |
| 2 | 收到请求命令的参考节点按自身序号循环发送测试数据包给其它参考节点, 如 3→4, 4→1    |
| 3 | 收到请求命令的盲节点发送测试数据包给参考节点                          |
| 4 | 接收测试数据包的节点进行异常值剔除和均值滤波等数据预处理后把节点间 RSSI 估计值发给上位机 |
| 5 | 上位机获得有效数据后进行自适应距离估计, 采用最大似然估计计算盲节点位置            |
| 6 | 对移动目标使用 Kalman 滤波估计移动轨迹                         |

图 4 给出了固定盲节点位置时的定位结果, 其中圆点为参考节点位置, 三角为盲节点实际位置, 菱形为估计位置, 实际位置和对应的估计位置用点划线连接。图 5 给出了定位误差, 由图可见本文提出的自适应 RSSI 定位算法可以将绝大多数定位误差限制在 1.5m 以内。图 6 为移动目标定位结果, 其中三角为实际位置, 菱形为估计位置, 圆点为 Kalman 滤波后的移动轨迹。图 7 所示分别为定位误差和滤波后误差, 可见通过滤波进一步可将定位误差压缩到 1m 以内。以上实验表明, 本文提出的自适

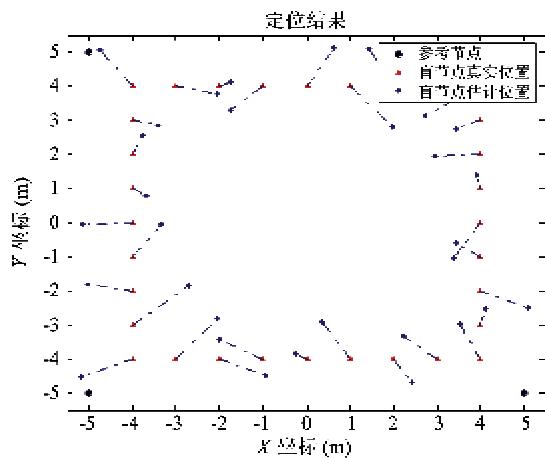


图 4 盲节点固定位置定位结果

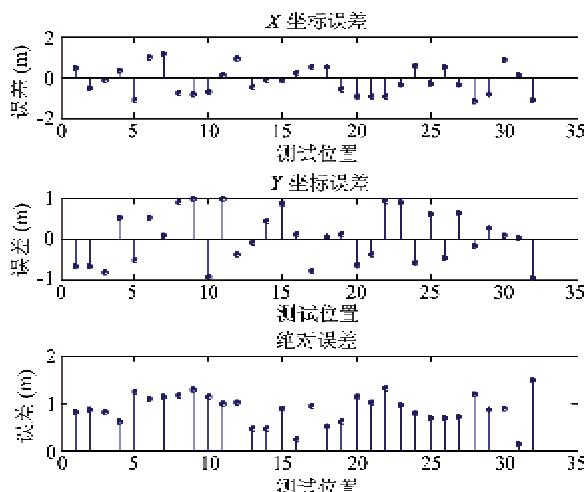


图 5 盲节点固定位置定位误差

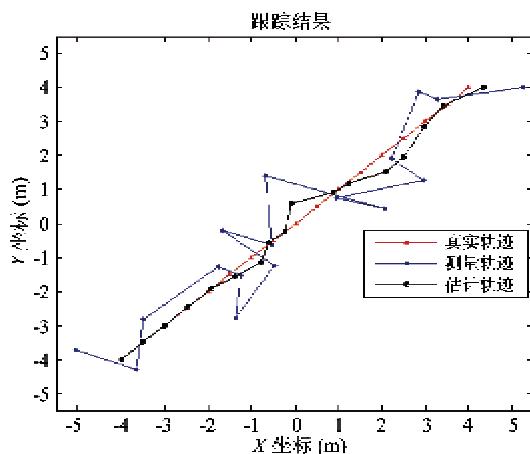


图 6 盲节点移动定位结果

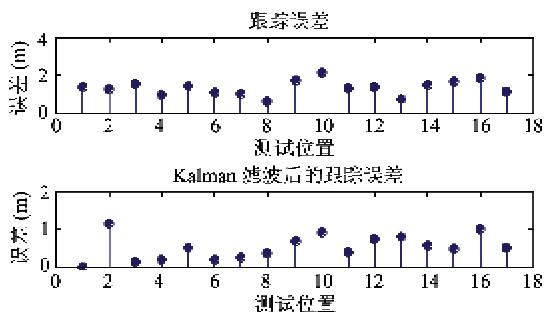


图 7 盲节点移动定位误差

应 RSSI 定位算法能够满足智能空间移动目标定位的要求。

## 5 结 论

基于 RSSI 的无线传感器网络定位方法相比其它方法适用范围广, 能够充分利用已有的无线电信

号信息, 易于实现、成本低廉, 但环境参数对距离估计和定位精度有较大影响。针对以上问题, 本文提出一种环境自适应 RSSI 定位算法。实验表明, 使用该算法的定位误差可小于 1.5 m, Kalman 滤波后的轨迹跟踪定位误差可小于 1 m, 能够实现较高精度的移动目标定位。

本文算法采用的无线信号传播模型为对数正态阴影模型, 在实际应用中, 针对特定环境可选用其它模型得到更精确的定位结果。此外, 如何融合智能空间中通过其它方法获得的定位信息从而更加准确地估计移动目标位置也是进一步研究的方向。

## 参 考 文 献

- [1] Hashimoto H. Present state and future of intelligent space - discussion on the implementation of RT in our environment. *Artificial Life and Robotics*, 2007, 11: 1-7
- [2] 田国会, 李晓磊, 赵守鹏等. 家庭服务机器人智能空间技术研究与进展. 山东大学学报(工学版), 2007, 37(5): 53-59
- [3] Sliepcic S, Megerian S, Potkonjak S. Location errors in wireless embedded sensor networks: sources, models, and effects on applications. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, 2002, 6(3): 67-78
- [4] Langendoen K, Reijers N. Distributed localization in wireless sensor networks: a quantitative comparison. *Computer Networks*, 2003, 43: 499-518
- [5] Patwari N, Ash J, Kyperountas S, et al. Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(4): 54-69
- [6] Mao G, Fican B, Anderson B. Wireless sensor network localization techniques. *Computer Networks*, 2007, 51: 2529-2553
- [7] Gezici S. A survey on wireless position estimation. *Wireless Personal Communications*, 2008, 44(3): 263-282
- [8] Mao G, Anderson B, Findan B. Path loss exponent estimation for wireless sensor network localization. *Computer Networks*, 2007, 51(10): 2467-2483
- [9] Li X. RSS-based location estimation with unknown path-loss model. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2006, 5(12): 3626-3633
- [10] Zemek R, Anzai D, Hara S, et al. RSSI-based localization without a prior knowledge of channel model parameters. *International Journal of Wireless Information Networks*, 2008, 15: 128-136
- [11] Ahn H, Yu W. Environmental-adaptive RSSI-based in-

- door localization. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2009, 6(4) : 626-633
- [12] 孙佩刚, 赵海, 罗玎玎等. 智能空间中 RSSI 定位问题研究. 电子学报, 2007, 35(7) : 1240-1245
- [13] 王珊瑚, 殷建平, 蔡志平等. 基于 RSSI 的无线传感器网络节点自身定位算法. 计算机研究与发展, 2008, 45(Suppl.) : 385-388
- [14] Rappaport T. *Wireless Communications: Principles and Practice*. 2nd Edition, Upper Saddle River : Prentice Hall, 2001. 71-74
- [15] Hashemi H. The indoor radio propagation channel. *Proceedings of the IEEE*, 1993, 81(7) : 943- 968
- [16] 徐久强, 刘伟, 张圆圆等. 基于 RSSI 的 WSN 抗干扰定位算法. 东北大学学报(自然科学版), 2010, 31(5) : 647-650
- [17] Kazemi R, Yaghmaee M, Chitizadeh J. Three dimension QoS deviation based scheduling in adaptive wireless networks. In: Proceedings of the 21st International Conference Advanced Networking and Applications, Washington DC, USA, 2007. 588-595
- [18] Markoulidakis J, Dessiniotis C, Nikolaidis D. Part two: Kalman filter options for error minimization in statistical terminal assisted mobile positioning. *Computer Communications*, 2008, 31: 1138-1147

## Environmental-adaptive RSSI-based localization in intelligent space

Song Baoye<sup>\*\*\*</sup>, Tian Guohui<sup>\*</sup>, Zhou Fengyu<sup>\*</sup>

(<sup>\*</sup>School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061)

(<sup>\*\*</sup>College of Information and Electrical Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590)

### Abstract

To overcome the influence of dynamic environmental parameters on the accuracy of the object localization in intelligent space using the received signal strength indication (RSSI) method, an environmental-adaptive RSSI-based localization algorithm is proposed, and the reason why changes of environmental parameters are the main factors influencing the distance measurements and localization error is expounded. When using the proposed algorithm, firstly the measured data are preprocessed through singular value removing and average filtering, and then the adaptive RSSI distance estimating algorithm is utilized to estimate the distance between nodes. The location of unknown node is calculated using the maximum likelihood estimation. Finally, the Kalman filter is exploited to estimate the trajectory of moving targets. The experimental results show that the localization error of the proposed algorithm is less than one meter, meeting the requirements of moving-targets localization in intelligent space.

**Key words:** intelligent space, wireless sensor networks, received signal strength indication (RSSI), localization