

## Particle Filter Based Human Tracking Method in Wireless Sensor Network<sup>\*</sup>

LI Hongchun, ZHAO Xiaoguang<sup>\*</sup>, TAN Min

(State Key Laboratory of Intelligent Control and Management of Complex Systems, Institute of Automation,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

**Abstract:** Human tracking problem is crucial for indoor localization systems. Received signal strength (RSS) based human tracking in wireless sensor networks requires no specific ranging devices and has attracted much research interest. But effects of human body on signal propagation bring difficulties to this method. In this paper, an empirical wireless channel model in human environment is proposed. When tracking human, this paper derives a measurement model from empirical signal model and a transition model of human movement, which are used by a particle filter. The algorithm estimates positions of human sequentially and it is insensitive to signal noise. Simulation and experiment results suggest that our method can improve the accuracy of human tracking.

**Key words:** wireless sensor network; human tracking; RSS (Received Signal Strength); particle filter

EEACC: 6210; 7220

doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2012.06.018

## 无线传感器网络中基于粒子滤波的人员跟踪方法<sup>\*</sup>

李红春, 赵晓光<sup>\*</sup>, 谭 民

(中国科学院自动化研究所, 复杂系统智能控制与管理国家重点实验室, 北京 100190)

**摘 要:** 人员跟踪是室内定位系统的一项重要任务。在无线传感器网络中利用信号强度实现人员跟踪, 无需专门的测距设备, 能够降低系统的复杂度和成本, 成为研究的热点。但是, 由于人体对信号传播产生比较大的影响, 给人员跟踪带来困难。提出一种新的信道模型, 描述有人环境下信号强度与距离的关系。跟踪算法根据该模型建立信号强度的测量模型, 并结合人的运动特点建立状态转移模型, 最后利用粒子滤波技术实现了对人员的跟踪。该方法以序贯方式估计人员的位置, 计算过程简单, 而且对信号强度的噪声不敏感。仿真和实验表明, 该方法的跟踪效果良好。

**关键词:** 无线传感器网络; 人员跟踪; 接收信号强度 (RSS); 粒子滤波

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2012)06-0807-08

人员跟踪是很多应用中的关键技术, 如虚拟现实、智能空间、室内监控等。无线传感器网络作为一种新兴的技术, 为实现人员跟踪提出了新的方向, 并因为其固有的特点, 为跟踪系统的应用提供了便利。无线传感器网络具有无处不在的特点, 可以广泛地分布在各种复杂环境中。同时, 结合 RFID 技术, 可以对网络中跟踪的物体实现一种智能标签, 自动完成对跟踪对象的标识。另外, 可以根据具体应用的场景, 在跟踪系统中融合各种各样的传感器, 克服复杂环境条件对跟踪系统的影响。

目前, 已经广泛开展了基于无线传感器网络的定位系统的研究<sup>[1-8]</sup>。文献[1]中的室内定位系统, 利用无线传感器网络融合了陀螺仪、加速度计、磁力

计等多种传感器实现了对人员的定位和运动监控。基于信号强度的定位技术是另一个研究热点。信号强度是网络通信过程中必然产生的信息。利用它进行定位, 无需其他专门的测距传感器, 可以降低系统的成本, 减小网络中节点的尺寸, 减低能量消耗等。RADAR 系统<sup>[2]</sup>是一种基于 Wifi 的室内定位系统。定位过程中, 它首先通过离线采集建立射频地图数据库, 然后在定位阶段将采集到的射频指纹与射频地图中的射频指纹进行比较, 取距离最近的位置作为未知节点的位置。RADAR 系统在室内实验中得到的平均定位误差为 2 m ~ 3 m。文献[3-4]对射频指纹进行了扩展, 使用节点在某个位置的信号强度分布表示射频指纹, 将定位问题看成分类问题, 利

项目来源: 国家自然科学基金项目(60910005); 国家高技术研究发展计划项目(2008AA040207)

收稿日期: 2012-01-09 修改日期: 2012-05-07

用统计学习方法解决定位问题。文献[2-4]的方法虽然能获得比较高的定位精度,但是都需要大量的准备工作,采集环境中的信号强度信息,给实际应用带来了困难。为了解决这一困难,文献[5-6]开展了利用信道模型进行定位和跟踪的工作。文献[5]通过大量实验验证了基于信号强度测距进行人员跟踪的性能。文中利用信号强度模型(1)估算出节点的距离后,然后利用CFS方法对节点进行定位,最后分别比较了多种卡尔曼滤波的跟踪效果,论文中的室内人员跟踪误差为2.5 m~5 m。文献[6]提出利用粒子滤波方法解决跟踪问题。由于信号强度具有的不稳定性,使用信号强度估计的距离往往带有很大的误差。针对该问题,文献[6]提出RSS-MCL方法,直接使用信号模型通过粒子滤波实现对未知节点的跟踪,避免了利用信号强度进行距离估计带来的误差。

无线信号在传播过程中会受到多种因素的影响,使其信号强度发生改变。当节点由人携带时,人体对信号强度也会产生影响。特别是当人体挡在两个通讯节点之间时,它们之间的信号强度会明显小于未遮挡时的信号强度。传统的自由空间模型(1)不能准确描述有人环境下的信道特性。本文通过实验建立了一种新的针对有人环境的信道模型,然后利用该模型采用粒子滤波方法实现了对人员的跟踪。

论文的内容安排如下:第1节对论文研究的问题进行了描述,主要解释跟踪问题与定位问题的不同;第2节中介绍了有人环境下的信道模型,给出了已有研究成果和本文提出的信道模型;第3节对粒子滤波技术作了简单介绍,然后给出了利用第2节所提出的信号模型进行人员跟踪的算法;第4节和第5节分别对本文提出的算法进行了仿真和实验验证;最后,第6节给出结论。

## 1 人员跟踪问题描述

基于无线传感器网络的人员跟踪系统由参考节点(Reference Node)和目标节点组成。在环境中布置的位置已知的节点,称为参考节点。被跟踪人员携带的传感器节点,称为目标节点。目标节点在运动过程中,可以与若干个参考节点进行通信。节点通信时的信号强度能够反映它们之间的距离信息。本文就是研究利用这些信号强度对目标节点进行跟踪的问题。另外,论文中描述的跟踪系统中只有一个目标节点,不考虑环境中有多个人时对信号强度的影响。

人员跟踪系统可以从动态系统的角度进行分析。目标节点与参考节点之间的信号强度  $RSS = \{rss_1, rss_2, \dots, rss_N\}$  是系统的观测量,其中,  $rss_i$  为目标节点与第  $i$  个参考节点通信时的信号强度,  $N$  为参考节点的个数。目标节点的位置  $X = (x, y)$  为系统的状态量。跟踪系统需要周期性地获取观测量,在  $t$  时刻测量的信号强度用  $RSS(t)$  表示,状态用  $X(t)$  表示。  $RSS(t) = \{RSS(1), RSS(2), \dots, RSS(t)\}$  表示节点在  $t$  时刻之前获得的全部观测信息,  $X(t) = \{X(1), X(2), \dots, X(t)\}$  表示节点在  $t$  时刻之前经过的位置。不同时刻之间的位置具有马氏性,即  $t$  时刻的位置只受前一时刻的影响,可以用条件概率的形式表示为  $p(X(t) | X(t-1)) = p(X(t) | X(t-1))$ 。如果忽略  $t$  时刻之前的观测量和已估计出来的状态量,直接从当前观测量  $RSS(t)$  估计当前的目标节点的位置  $X(t)$ ,称为定位问题。考虑不同时刻观测量之间的关系,即从  $RSS(t)$  估计  $X(t)$  的问题,称为跟踪问题。后者是本文研究的问题。

一种最直观地解决跟踪问题的思路是,使用定位方法直接利用  $t$  时刻测量值  $RSS(t)$  估计  $t$  时刻的位置  $X(t)$ 。该方法忽略了不同时刻测量值之前的联系,没有充分利用已知的信息,不能获得很好的定位效果<sup>[5]</sup>。本文利用粒子滤波通过目标节点的运动模型,将  $t$  时刻前的状态信息与当前的测量值联系起来,可以降低定位的计算量,提高跟踪的精度。

## 2 有人环境的信道模型

无线信号在传播过程中信号强度会受到多种因素的影响而发生衰减。随着传播距离的增加,无线信号强度发生衰减的现象称为路径衰减效应。当传播路径上有遮挡物时,无线信号会发生反射、折射和衍射等现象,使得信号强度发生波动,称为阴影效应。信号的接收端收到从不同传播路径到达的信号时,由于不同信号之间相位的差异,它们的叠加对信号强度产生消减或增强作用,称为多径效应。式(1)所示模型是一种比较常用的信道传播模型,对路径衰减效应和阴影效应进行了建模<sup>[9]</sup>。

$$P(d) = P_{ref} + K \lg(d) + \delta \quad (1)$$

其中,  $P(d)$  表示信号接收端与发送端相距  $d$  时接收到的信号强度,  $P_{ref}$  为参考信号强度,  $K$  称为路径衰减系数。一般地,  $P_{ref}$  和  $K$  可以通过距离与信号强度的实验曲线拟合获得。  $\delta$  是服从正态分布  $N(0, \sigma_\delta^2)$  的随机变量,用来描述阴影效应引起的信号强度的波动。

人体的70%由水组成,会对无线信号的传播产生比较大的影响。所以,式(1)模型不能准确描述

有人环境的信道模型。目前,已有研究者开展了关于有人环境下信道特性的研究<sup>[10-13]</sup>。文献[10]设计实验研究了体域网的信道特性。实验结果表明,体域网内的信号衰减比空气中的信号衰减更为严重,信号频率的增加也会增大信号的衰减。另外,文献[10]利用实验分析了采用不同调制方法的无线信号的传播和通信性能。文献[11]通过实验分析了符合 IEEE 802.15.4 标准的 868 MHz 的无线信号在体域网中信号强度的统计特性和多径效应的噪声分布。文献[12]对符合 IEEE 802.15.4 标准的 2.4 GHz 的无线信号进行了实验分析,在视距 LOS (Line of Sight) 和非视距 NLOS (Non Line of Sight) 情况下均验证了路径衰减效应。实验结果也表明 NLOS 情况下,路径衰减比 LOS 更严重。另外,还发现不同人的遮挡对信道特性没有显著影响。目前已有的研究只给出了有人环境下无线信号的传播特性,没有提出明确的模型描述。

人体遮挡对信号强度的影响最为严重。当人体没有挡在通信节点之间时,信号可以沿着视距的路径传播;当人体挡在通信节点之间时,信号的传播路径是非视距的。显然,对于同一个位置,前者的信号强度要大于后者。两种情况不能采用同一个模型进行描述。根据式(1)模型,可以分别对 LOS 和 NLOS 的信道特性进行建模。LOS 方式下的信道模型为:

$$P_{\text{LOS}}(d) = P_{\text{LOS,ref}} + K_{\text{LOS}} \lg(d) + \delta_{\text{LOS}} \quad (2)$$

NLOS 方式下的信道模型为:

$$P_{\text{NLOS}}(d) = P_{\text{NLOS,ref}} + K_{\text{NLOS}} \lg(d) + \delta_{\text{NLOS}} \quad (3)$$

模型式(2)、模型式(3)与模型式(1)的形式相同,参数表示的意义可以通过类比得到。模型中的参数可以通过实验获得。

本文设计实验分析了有人环境下的信号传播特性,并通过实验曲线拟合得到了信道模型式(2)和模型式(3)的参数。实验中使用 1 个发送节点和 1 个接收节点。接收节点固定在高度为  $H$  的三角架上;发送节点置于人的胸前,高度也为  $H$ 。接收节点收到发送节点发送来的数据包,记录数据包的信号强度,并将信号强度信息通过串口发送至与它相连的电脑上。实验开始后,以 LOS 和 NLOS 两种方式测量节点间的信号强度。LOS 方式下,实验者携带着发送节点从距离接收节点 0 m 处,以速度  $v$  匀速远离接收节点至  $d$  m;NLOS 方式下,实验者携带着发送节点从距离接收节点  $d$  m,以速度  $v$  接近接收节点至 0 m。LOS 方式下,实验者挡在发送节点和接收节点之间,对信号传播有遮蔽作用;NLOS 方式下,实验者只是在发送节点附近,没有遮蔽作用,但

是由于阴影效应也会对信号强度产生影响。

实验中使用的节点是一种基于 MicaZ 节点<sup>[14]</sup>开发的。但是,与 MicaZ 不同的是实验节点的天线是 PCB 天线。实验参数如下: $H=1.2$  m, $d=40$  m, $v=0.8$  m/s。实验获得的数据如图 1 所示。显然,LOS 和 NLOS 情况下,信号强度与节点间距离的关系不同。但是,曲线的趋势仍与模型(1)类似。所以,本文截取 0~20 m 的数据,进行均值滤波后,采用针对 LOS 和 NLOS 的数据分别进行最小二乘法拟合,获得相应的信号强度与距离的关系曲线,如图 1 所示。

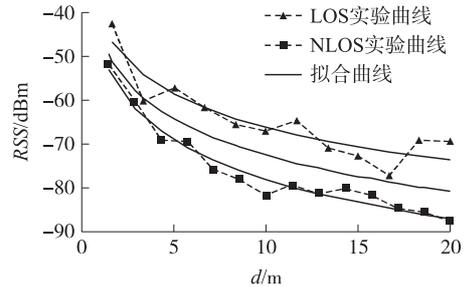


图1 有人环境下信号强度与距离的关系曲线

为了作为参照,对 LOS 和 NLOS 的所有数据进行最小二乘拟合,得到有人环境下信道模型的单一曲线描述,见式(4)。

$$P_{\text{Mean}}(d) = P_{\text{Mean,ref}} + K_{\text{Mean}} \lg(d) + \delta_{\text{Mean}} \quad (4)$$

实验后,得到的模型参数分别为  $P_{\text{LOS,ref}} = -52.92$ ,  $K_{\text{LOS}} = -25.77$ ,  $P_{\text{NLOS,ref}} = -45.27$ ,  $K_{\text{NLOS}} = -21.95$ ,  $P_{\text{Mean,ref}} = -45.27$ ,  $K_{\text{Mean}} = -23.95$ 。

### 3 人员跟踪算法

本节首先从 Bayesian 估计的角度对基于信号强度的人员跟踪问题进行了分析,并介绍了粒子滤波的基本思路;然后,分别给出人员跟踪问题的状态转移模型和似然概率模型;最后,给出利用粒子滤波进行人员跟踪的算法步骤。

#### 3.1 Bayesian 估计问题

粒子滤波是一种基于 Monte Carlo 方法和递推 Bayesian 估计的统计滤波方法<sup>[15-17]</sup>。从 Bayesian 估计的角度看,目标节点与参考节点之间的信号强度  $RSS(t)$  是观测量,目标节点的位置  $X(t)$  为系统的状态量。人员跟踪问题就是从观测量  $RSS(t)$  估计系统状态  $X(t)$  的问题。

根据 Bayesian 估计理论,目标位置的最小二乘估计  $\hat{X}(t)$  可以用式(5)表示。

$$\hat{X}(t) = \int X(t) p(X(t) | RSS(t)) dX \quad (5)$$

其中, $p(X(t) | RSS(t))$  表示获得观测量为  $RSS(t)$  的情况下,目标节点的位置为  $X(t)$  的条件概率。在

人员跟踪问题中,  $p(X(t) | RSS(t))$  的形式非常复杂, 很难用解析式表达出来, 所以式(5)的积分不能通过解析的形式求解。

粒子滤波采用 Monte Carlo 方法以数值计算的形式来求解式(5)。根据 Monte Carlo 仿真中的重要性采样技术,  $p(X(t) | RSS(t))$  可以用式(6)近似<sup>[15]</sup>。

$$p(X(t) | RSS(t)) \approx \sum_{i=1}^{N_p} W_i(t) \delta(X(t) - X_i(t)) \quad (6)$$

其中,  $\delta(\cdot)$  为 Dirac 函数。每一对离散取值  $(X_i(t), W_i(t))$  称为一个粒子,  $W_i(t) = p(X_i(t) | RSS(t))$  表示粒子的权重。不同于平均取样,  $X(t)$  的取样与  $p(X(t) | RSS(t))$  的大小有关。在  $p(X(t) | RSS(t))$  概率越大的区域,  $X(t)$  的取样越密集; 反之,  $X(t)$  的取样稀疏, 这称之为重要性采样。

粒子  $X_i(t)$  的权重  $W_i(t)$  可以用递推的形式表示

$$w_i(t) = w_i(t-1) \frac{p(RSS(t) | X_i(t)) p(X_i(t) | X_i(t-1))}{q(X_i(t) | X_i(t-1), RSS(t-1))} \quad (7)$$

$$W_i(t) = \frac{w_i(t)}{\sum_{i=1}^{N_p} w_i(t)} \quad (8)$$

其中,  $q(X_i(t) | X_i(t-1), RSS(t-1))$  是重要性采样中的重要性函数。本文采用的是 BootStrap 粒子滤波器,  $q(X_i(t) | X_i(t-1), RSS(t-1))$  用系统的状态转移概率来表示<sup>[15]</sup>, 见式(9)。

$$q(X_i(t) | X_i(t-1), RSS(t-1)) = p(X_i(t) | X_i(t-1)) \quad (9)$$

当获得  $N_p$  个可以近似后验概率  $p(X(t) | RSS(t))$  的粒子后, 式(5)的积分可以用式(10)中有限项的和表示, 其中  $\hat{X}(t)$  为粒子滤波获得的目标节点的位置, 符合最小二乘估计。

$$\hat{X}(t) = \sum_{i=1}^{N_p} W_i(t) X_i(t) \quad (10)$$

### 3.2 状态转移模型

在粒子滤波中, 状态转移模型是计算粒子的权重所必需的。在  $t$  时刻未获得观测量  $RSS(t)$  之前, 对跟踪目标所知道的信息是它在  $t$  时刻之前所经历的位置, 用  $X(t-1)$  表示。状态转移模型就是利用  $X(t-1)$  对目标的  $t$  时刻的位置进行预测。根据位置信息之间的马氏性, 跟踪目标在  $t$  时刻所在的位置只跟前一刻所在的位置有关, 即只跟  $X(t-1)$  有关。

状态转移模型假设已知目标节点运动的最大速度  $v_{max}$ ,  $X(t)$  均匀地分布在以  $X(t-1)$  为圆心, 以  $v_{max} \Delta T$  为半径的圆内。所以, 状态转移概率可以用式(11)表示。

$$p(X(t) | X(t-1)) = \frac{1}{\pi (v_{max} \Delta T)^2} \quad (11)$$

其中,  $\Delta T$  为采样周期。

### 3.3 似然概率模型

粒子滤波中, 计算粒子的权重还需要似然概率模型, 即计算似然概率  $p(RSS(t) | X(t))$ 。有人环境下的信号强度模型比较复杂, 下面首先分析节点的运动与信号强度的关系。

由第2节的介绍可知, 作为观测量的信号强度受到节点间距离和人体遮挡的影响。假定目标节点  $t$  时刻的位置为  $X(t)$ , 遮挡情况用  $O(t)$  表示, 其中  $X(t) = (x(t), y(t))$  为目标节点在二维空间的坐标,  $O(t) = \{o_1(t), o_2(t), \dots, o_N(t)\}$ ,  $o_i(t)$  表示目标节点与第  $i$  个参考节点之间的遮挡关系。如果人遮挡在目标节点与第  $i$  个参考节点之间, 则  $o_i(t) = 1$ ; 否则,  $o_i(t) = 0$ 。

在图2中, 定位目标从  $X(t-1)$  移动到  $X(t)$ , 运动的方向可以用  $\Delta X(t) = X(t) - X(t-1)$  表示。显然, 如果运动方向  $\Delta X(t)$  与参考节点相对于目标当前位置的连线  $\Delta X_N = X_N - X(t)$  的夹角  $\theta$  小于  $\pi/2$ , 则跟踪目标没有遮挡参考节点, 如图2中的参考节点 A; 如果  $\theta$  大于  $\pi/2$  则跟踪目标遮挡住了参考节点, 如图2中的参考节点 B。因此, 可以用下面的公式计算目标节点与参考节点之间是否有人遮挡。

$$\cos(\theta) = \frac{\langle X_N, \Delta X(t) \rangle}{\|X_N\|_2 \|\Delta X(t)\|_2} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \cos(\theta) > 0 & o(t) = 0 \\ \cos(\theta) \leq 0 & o(t) = 1 \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  表示两个向量的内积,  $\| \cdot \|_2$  表示向量的欧式距离。

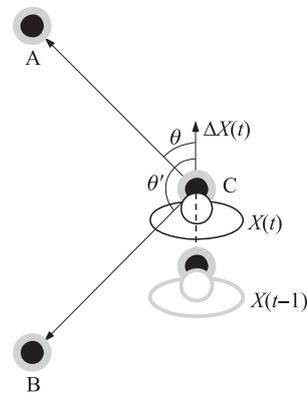


图2 运动方向对信号的遮挡

假设  $t$  时刻测量到的节点之间的信号强度值为  $RSS'(t) = \{rss'_1, rss'_2, \dots, rss'_N\}$ , 其中,  $rss'_i$  为目标节点到第  $i$  个参考节点的信号强度值。在状态  $X(t)$  时, 观测到  $RSS'(t)$  的似然概率可以表示为

$$\begin{aligned}
p(\text{RSS}'(t) | X(t)) &= p(\text{rss}'_1 | X(t)) \cdots p(\text{rss}'_N | X(t)) \\
&= p(\text{rss}'_1 - \text{rss}_1 | X(t)) \cdots p(\text{rss}'_N - \text{rss}_N | X(t)) \\
&= p(\xi_1 | X(t)) \cdots p(\xi_N | X(t)) \quad (14)
\end{aligned}$$

其中,  $\text{rss}_i$  为从信道模型获得定位目标相对于第  $i$  参考节点的信号强度的理论值。LOS 和 NLOS 情况下,信道模型描述有差异。本文根据式(15)选择不同的信道模型。

$$p(\xi_i | X(t)) = \max(p_{\text{LOS}}(\xi_i | X(t)), p_{\text{NLOS}}(\xi_i | X(t))) \quad (15)$$

其中,  $p_{\text{LOS}}(\xi_i | X(t))$  是假定参考节点与目标节点之间没有人遮挡的情况下,目标节点位置为  $X(t)$  时取得观测值为  $\text{rss}'_i$  的概率,  $\xi_i \sim N(0, \sigma_{\text{dLOS}}^2)$ 。  $p_{\text{NLOS}}(\xi_i | X(t))$  是假定参考节点与目标节点之间有人遮挡的情况下,目标节点位置为  $X(t)$  时取得观测值为  $\text{rss}'_i$  的概率,  $\xi_i \sim N(0, \sigma_{\text{dNLOS}}^2)$ 。

### 3.4 跟踪算法步骤

基于粒子滤波的人员跟踪算法的具体步骤如下:

(1) 初始化 在整个跟踪区域内均匀采样,获得  $N_p$  个初始粒子,位置分别为  $X_i(0)$ ,权重分别为  $W_i(0) = 1/N_p$ ;

(2) 状态转移 根据式(11)获得  $t$  时刻的位置  $X(t)$ ,  $W_i(t) = W_i(t-1)$ ;

(3) 更新权重 根据式(7)、式(8)更新粒子的权重  $W_i(t)$ ;

(4) 重采样 令  $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^{N_p} W_i^2(t)$ , 如果  $N_{\text{eff}} < N_{\text{thresh}}$  无须进行重采样; 如果  $N_{\text{eff}} > N_{\text{thresh}}$  根据当前粒子群的权重进行重采样。

(5) 获得最优估计值 根据式(10)计算  $t$  时刻目标节点的最优的估计位置  $\hat{X}(t)$ , 然后进入状态转移的步骤(2), 估计下一时刻的位置。

## 4 性能仿真

为了验证本文提出算法的有效性,本节设计了仿真实验,并与 RSS-MCL 跟踪方法进行了比较。仿真实验在  $L \times W$  的区域布置了一个包括  $N$  个参考节点的无线传感器网络。为了便于控制已知节点之间的距离,它们等间隔地布置在仿真区域内。节点在长度方向的间隔为  $\Delta L$ , 在宽度方向的间隔为  $\Delta W$ 。节点的通讯距离设为 50 m。仿真中,评价跟踪效果的指标为均方根误差 RMSE(Root Mean Square Location Error)。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N \|X_i - \hat{X}_i\|_2^2} \quad (16)$$

其中,  $X_i$  为实际的位置坐标,  $\hat{X}_i$  为估计的位置坐标。

### 4.1 跟踪精度比较

为了直观地比较定位算法的效果,作者首先设计了一个  $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$  的实验场景,并布置了 4 个参考节点,它们的位置分别为  $\{(15, 15), (-15, 15), (15, -15), (-15, -15)\}$ , 如图 3。仿真时,信道模型的噪声的标准差设为 1.5, 人的运动轨迹是一个逆时针的圆形路径,仿真的结果见图 3。

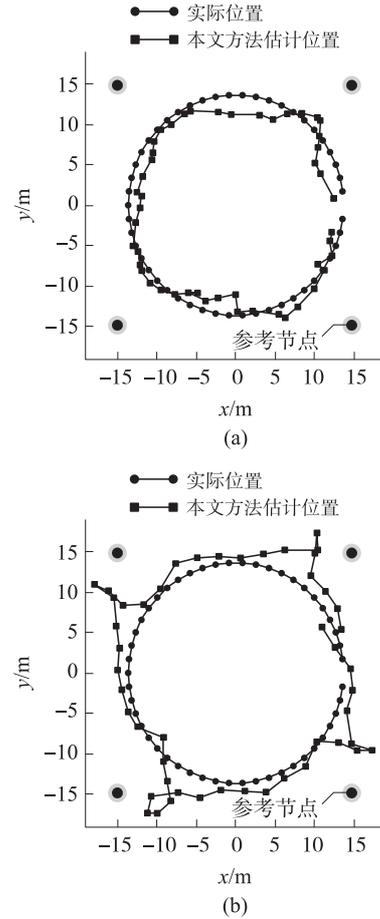


图3 圆形轨迹的跟踪精度比较

图 3(a) 中给出本章提出的跟踪方法跟踪效果,图 3(b) 是 RSS-MCL 算法的跟踪结果。显然,从直观上看,本章方法的跟踪效果明显优于 RSS-MCL 方法。图 3(b) 中,有 4 个明显的跟踪效果比较差的位置。这些位置都位于人的运行方向发生转变,导致人携带的节点与参考节点之间的遮挡关系改变的地方。由于本文提出的跟踪方法考虑了人的遮挡因素,所以在节点之间的遮挡关系发生改变时,没有产生大幅度偏离真实路径的现象。图 3(a) 和图 3(b) 的均方根跟踪误差分别为 0.27 m 和 0.93 m。

人运动轨迹的模式与机器人、汽车等设备的运动模式有很大的区别<sup>[18-20]</sup>。为了在更严苛的条件下验证人员跟踪算法的性能,需要设计符合人的运动特征的运动轨迹模型。文献[18-20]对人在室内

环境中运动的轨迹的特点进行了研究,认为在人的运动轨迹中存在若干热点,人从不同的位置到达热点后做一定时间的停留。根据这一特点,本文设计了一种运动轨迹模型,用来模拟人的运动轨迹。运动轨迹由  $M$  条路径组成。路径  $i$  可以用  $(P_s(i), P_d(i), V_m(i), T_p(i))$  表示,其中,  $P_s(i)$  表示路径  $i$  起始点的位置,  $P_d(i)$  表示该路径  $i$  终点的位置,  $V_m(i)$  表示人在路径  $i$  上运动的速度,  $T_p(i)$  表示人到达路径的终点后停留的时间。人在路径  $i$  上运动时,沿着  $P_s(i)$  与  $P_d(i)$  之间的直线以  $V_m(i)$  匀速行走,到达终点后停留  $T_p(i)$  秒,然后开始走向下一条路径。两个相邻的不同路径首尾相连,即路径  $i-1$  的终点是路径  $i$  的起始点,  $P_s(i) = P_d(i-1)$ 。路径  $i$  的终点  $P_d(i)$  按照均匀分布从仿真区域中随机选择。对于初始路径,它的起始位置  $P_s(0)$  也是从仿真区域中按照均匀分布随机选择。运动的速度  $V_m(i)$  均匀分布在  $(V_{\min}, V_{\max})$  之间,  $T_p$  均匀分布在  $(0, T_{\max})$  之间。

在仿真实验中,取如下的参数:  $V_{\min} = 0.5 \text{ m/s}$ ,  $V_{\max} = 2.0 \text{ m/s}$ ,  $T_{\max} = 10 \text{ s}$ 。

仿真中使用的运动模型和仿真场景的描述如前所述,共有 16 个参考节点等间隔地分布在  $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$  的环境中,信号噪声的标准差设为 3.0。仿真中利用运动模型生成人的运动的路径,利用模型获得目标节点在当前位置与参考节点之间的信号强度,最后将信号强度值分别利用本文提出的方法和 RSS-MCL 方法进行跟踪。仿真中两种方法的使用了相同的运动路径和信号强度,所以仿真结果具有可比性。

图 4 中每个点表示在  $i$  条运动路径上跟踪算法的最小二乘跟踪误差。其中,跟踪误差进行了归一化处理,用 RMSE 与节点的通讯距离的比值表示。文献[6]中 RSS-MCL 的仿真结果中跟踪误差比较稳定,但是图 3 中不同的路径上跟踪误差有波动,这是由于运动模型的不同造成的。本文中采用的跟踪模型更接近实际情况,每条路径  $(P_s(i), P_d(i), V_m(i), T_p(i))$  中有多个随机参数,运动的长度,方向和运动速度均有不同,因此造成了每条路径跟踪误

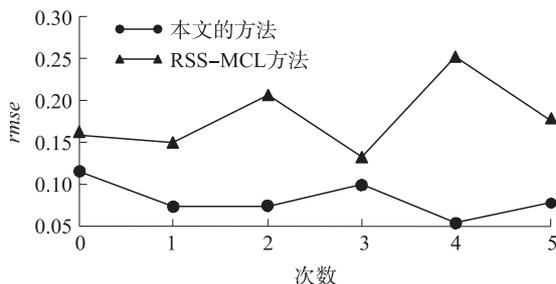


图4 跟踪精度比较

差的变化。根据仿真结果,本文提出的方法上比 RSS-MCL 方法的平均跟踪精度提高 56.2%。

#### 4.2 参考节点距离的影响

参考节点之间的距离是影响跟踪精度的重要因素之一。当参考节点的距离越近,网络的密度越大,未知节点与更多的参考节点进行通讯,获得更多的信号强度信息,因此可以获得更好的定位效果。另外,从信号强度模型可以看出,在距离较远处,信号强度模型更加准确。在分析参考节点距离对跟踪算法的影响中,作者利用第 4.1 节所述的运动模型生成一系列的运动轨迹,获得人在行走过程中与参考节点的信号强度,然后利用不同的跟踪算法估计目标节点的位置。完成一次仿真后,改变环境中参考节点的个数,利用相同的运动轨迹重复上述的仿真过程。

在仿真中,参考节点是等间隔地分布在  $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$  环境中,因此不同数目的参考节点对应一个间隔距离。图 5 描述了间隔距离与相应的最小二乘跟踪误差之间的关系,其中跟踪误差和节点的间距都进行归一化处理,分别用它们与节点的通讯距离的比值表示。显然,随着参考节点的间距的增加,两种方法的跟踪误差均有所增加。但是,不管在任何间距情况下,本文提出的方法的跟踪误差都小于 RSS-MCL 的跟踪误差。

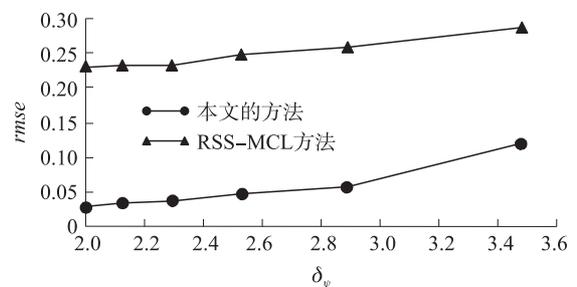


图5 参考节点的距离对跟踪精度的影响

#### 4.3 信号强度误差的影响

信号强度的误差是影响跟踪精度的另一个重要因素。在分析参考节点距离对跟踪算法的影响中,作者利用第 4.1 节所述的运动模型生成一系列的运动轨迹,获得人在行走过程中与参考节点的信号强度,然后利用不同的跟踪算法估计目标节点的位置。完成一次仿真后,改变信号模型中误差的标准差,利用相同的运动轨迹重复上述的仿真过程。仿真结果如 6 所示,随着信号强度噪声的增加,本文提出的方法的跟踪误差逐渐增大。另一方面,RSS-MCL 方法的跟踪误差没有因为信号强度噪声的改变而产生明显的变化。这是由于 RSS-MCL 采用的信道强度模型比较简单,准确性差。即使信号强度的噪声增大,

对模型的准确性没有产生显著的影响。

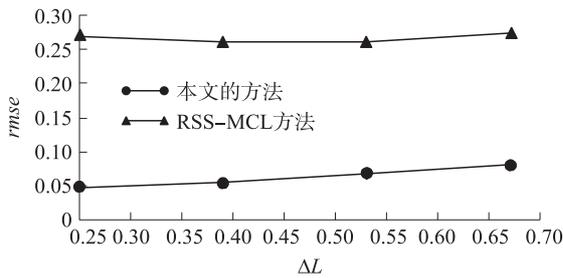


图6 信号强度噪声对跟踪精度的影响

## 5 室内实验

本节介绍在室内走廊环境下进行的跟踪实验,用以验证在实际应用中本文提出的跟踪方法的有效性。实验在室内走廊环境中进行,如图7所示。走廊的宽度为2 m,总长度为50 m。参考节点被安装在高1.1 m的三脚架上,并在长宽方向上分别等间隔地布置,其中长度方向上的间隔为10 m,宽度方向的间隔为1.5 m。实验开始后,人在胸前挂一个节点,沿着走廊中间运动。运动路径如图7所示。人携带的节点的高度与参考节点的高度相同,运动速度为0.3 m/s。

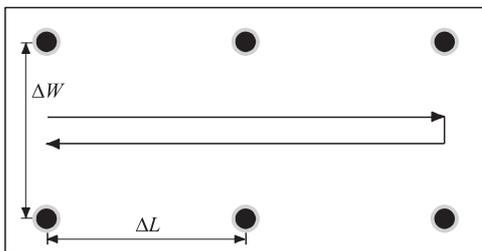


图7 室内实验设置

实验开始后,参考节点以时间 $\Delta T$ 为周期发送一个数据包给移动节点,即人携带的节点。移动节点接收到数据包后,记录数据包的发送者的地址和信号强度。收到全部参考节点的数据包后,将对应的发送者地址和信号强度信息通过串口发送给笔记本电脑。如果在等待参考节点发送数据的时候,收到同一节点的多个数据包,则将这些数据包的信号强度取平均。向电脑发送的数据时,也只发送信号强度的平均值。参考节点的发送数据周期设为500 ms。

实验中人携带着节点沿着直线运动,因为这样更符合人的一般运动规律。运动过程中,人有突然的转向,所以运动轨迹不是线性的。实验中放置了多个固定节点,具有一般无线传感器网络的基本特征,而且随着人的位置改变,不同节点的遮挡关系发生变化。在运动过程中,采集人所携带的节点与所有参考节点之间的信号强度值,然后本文提出的方法和RSS-MCL方法进行离线的计算。在计算过程中,两种方法的粒

子数目均设为50。本文提出的方法的跟踪平均定位误差为0.64 m,RSS-MCL方法的平均定位误差为0.98 m,前者比后者提高了34.7%。

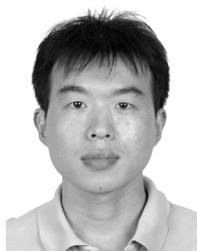
## 6 结论

本文提出了一种基于粒子滤波的室内人员跟踪算法,利用节点之间的信号强度作为测量量,无需专门的测距传感器就可以实现人员的跟踪。信号强度易受到干扰而发生改变,在室内有人环境下受到干扰因素更多。本文提出一种双曲线模型来描述有人遮挡和无人遮挡情况的信道模型。人员跟踪算法分别建立信号强度的测量模型和人运动的状态转移模型,结合粒子滤波方法实现了对人员的跟踪。其中,信号强度测量模型考虑了人体对信号的影响,状态转移模型融合了人的运动特点。仿真和实验表明该方法能够获得良好的跟踪效果。

### 参考文献:

- [1] Klingbeil L, Wark T. A Wireless Sensor Network for Real-Time Indoor Localization and Motion Monitoring[C]//International Conference on Information Processing in Sensor Networks, 2008:39-50.
- [2] Bahl P, Padmanabhan V N. Radar: An In-Building RF-Based User Location and Tracking System [C]//Proceedings of the 19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, 2000(2):775-784.
- [3] Brunato M, Battiti R. Statistical Learning Theory for Location Fingerprinting in Wireless LANs [J]. Computer Networks, 2005, 47(6):825-845.
- [4] Roos T, Myllymaki P, Tirri H. A Statistical Modeling Approach to Location Estimation [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2002, 1(1):59-69.
- [5] Schmid J, Beutler F, Noack B, et al. An Experimental Evaluation of Position Estimation Methods for Person Localization in Wireless Sensor Networks [C]//Wireless Sensor Networks of Lecture Notes in Computer Science, Springer Berlin/Heidelberg, 2011(6567):147-162.
- [6] Wang W D, Zhu Q X. RSS-Based Monte Carlo Localisation for Mobile Sensor Networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2008, 2(5):673-681.
- [7] 于宁, 万江文, 吴银锋. 无线传感器网络定位算法研究 [J]. 传感技术学报, 2007, 20(1):187-192.
- [8] 周祖德, 胡鹏, 刘泉, 等. 一种基于MDS的无线传感器网络快速定位算法 [J]. 传感技术学报, 2007, 20(10):2303-2307.
- [9] Goldsmith A. Wireless Communications [M]. Cambridge University Press, 2005:24-42.
- [10] Ruiz J A, Jiang Xu, Shimamoto S. Propagation Characteristics of Intra-Body Communications for Body Area Networks [C]//Proceedings of the 3rd IEEE Consumer Communications and Networking Conference, 2006(1):509-513.
- [11] Cotton S L, Scanlon W G. Characterization and Modeling of the

- Indoor Radio Channel at 868 MHz for a Mobile Body Worn Wireless Personal Area Network [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2007(6):51-55.
- [12] Huo H W, Shen W, Xu Y Z, et al. The Effect of Human Activities on 2.4 GHz Radio Propagation at Home Environment [C]// Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Broadband Network Multimedia Technology, 2009:95-99.
- [13] Miluzzo E, Zheng X, Fodor K, et al. Radio Characterization of 802.15.4 and Its Impact on the Design of Mobile Sensor Networks [C]// Wireless Sensor Networks of Lecture Notes in Computer Science, Springer Berlin/Heidelberg, 2008(4913):171-188.
- [14] Datasheet M. Crossbow Technology Inc. [Z]. San Jose, California, 2006.
- [15] Candy J V. Bayesian Signal Processing Classical, Modern, and Particle Filtering Methods [M]. John Wiley & Sons, Inc., 2008: 237-289.
- [16] Dellaert F, Fox D, Burgard W, et al. Monte Carlo Localization for Mobile Robots [C]// Proceedings of 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1999(3):1322-1328.
- [17] Morelli C, Nicoli M, Rampa V, et al. Particle Filters for RSS-Based Localization in Wireless Sensor Networks: An Experimental Study [C]// Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2006(4):957-960.
- [18] Kim M, Kotz D, Kim S. Extracting a Mobility Model from Real User Traces [C]// Proceedings of the 25th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, 2006.
- [19] Kyunghan Lee, Seongik Hong, Seong Joon Kim, et al. Slaw: A New Mobility Model for Human Walks [C]// Proceedings of 28th IEEE Conference on Computer Communications, 2009:855-863.
- [20] Rhee I, Shin M, Hong S, et al. On the Levy-Walk Nature of Human Mobility [J]. IEEE/ACM Transactions on Network, 2011(19): 630-643.



李红春(1985-),男,中国科学院自动化研究所博士研究生,主要研究方向为无线传感器网络,lihongchun2007@foxmail.com;



赵晓光(1970-),女,中国科学院自动化研究所副研究员,硕士生导师,主要研究方向为自动控制理论与应用,先进机器人系统与控制,智能控制,无线传感网络。