

# 一种抗多径和阴影的视距指纹定位算法

陈永乐<sup>1,2</sup> 朱红松<sup>1</sup> 孙利民<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(信息安全国家重点实验室(中国科学院软件研究所) 北京 100190)

<sup>2</sup>(中国科学院大学 北京 100049)

(chenyongle@is.iscas.ac.cn)

## A Line of Sight Fingerprint Localization Algorithm Resisting Multipath and Shadow

Chen Yongle<sup>1,2</sup>, Zhu Hongsong<sup>1</sup>, and Sun Limin<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(State Key Laboratory of Information Security(Institute of Software, Chinese Academy of Sciences), Beijing 100190)

<sup>2</sup>(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

**Abstract** Indoor localization utilizing wireless technology is becoming an eager interest of research community in recent years. To provide location aware service, obtaining the position of a user accurately is important. The fingerprint localization based on received signal strength (RSS), is a radio map of the area by measuring the power present in a received radio signal, which don't require the additional hardware cost. However, utilizing RSS for localization has a number of limitations. For example, the fingerprint localization algorithm generally faces the multipath and shadow interference caused by the physical blocking in the practical application. This paper analyzes how the physical blocking to change the signal strength in fingerprint algorithm, and finds that the line of sight(LoS) fingerprint instead of the original fingerprint can avoid the emergency of shadow and reduce the multipath influence. Based on above analysis, we propose a line of sight fingerprint-based localization algorithm (LoSF). Since the line of sight fingerprint has the abnormal values, we design an error processing algorithm to eliminate errors in the fingerprint data. Compared with the existing algorithms, the performance of LoSF algorithm achieves a median error of 2 m, much less than the 6 m of RADAR algorithm based on the original fingerprint, and less than the half of the COMPASS algorithm with 4.2m precision.

**Key words** wireless sensor network; fingerprint localization; line of sight; fingerprint granularity; signal strength

**摘要** 针对指纹定位算法在实际应用中普遍面临的由人身遮挡造成的多径和阴影干扰问题,通过实验深入分析人身遮挡对指纹算法中信号强度变化的影响,发现利用视距指纹代替原始指纹可以彻底避免阴影的出现,同时也能有效减少多径的影响,在此基础上提出了一种双定位节点的视距指纹定位算法(LoSF)。针对视距指纹中存在的异常,LoSF算法还设计了相应的误差处理算法排除视距指纹中的误差数据。通过与现有算法的比较,LoSF算法性能达到了中位数误差2m的精确度,远高于基于原始指纹的RADAR算法所得到的6m精度,也要比带有朝向指纹的COMPASS算法获得的4.2m精度提高一倍之多。

**关键词** 传感器网络;指纹定位;视距;指纹粒度;信号强度

中图法分类号 TP393

收稿日期:2011-08-22;修回日期:2011-11-15

基金项目:国家“九七三”重点基础研究发展计划基金项目(2011CB302902);国家自然科学基金项目(61073180);国家科技重大专项基金项目(2010ZX03006-007,2010ZX03006-002-03)

室内 GPS 的不可用性使得室内定位亟需寻求更有效的定位方式. 指纹算法不依赖于额外的硬件开销, 只需通过现有的基础设施 (IEEE 802. 11b, zigbee 等) 即可完成定位任务, 因此只要无线网络能够覆盖的地方就很容易实现指纹算法. 这使得指纹定位算法已经成为代替 GPS 的室内定位理想之选. 由于传感器节点的低能耗, 易部署的特征, 使得其能在陌生环境下很方便地进行网络部署, 这也使得传感器网络成为指纹定位算法的主要基础设施载体.

指纹算法分为离线和在线两个阶段: 其中离线阶段是指在定位区域中的每一个位置由人身携带的可移动节点向周围固定位置节点广播数据包, 这些可移动节点称为定位节点. 周围节点根据测得的信号强度值, 生成对应的信号指纹, 以此建立与所有位置对应的指纹数据库, 这些周围节点称为参考节点. 在线阶段则是指在已有指纹数据库基础上, 通过概率统计和数据挖掘等方法实现观察到的指纹与数据库中指纹的匹配, 从而获得相应的位置. 指纹算法中离线阶段的指纹采集过程是极其繁琐的. 针对繁琐的指纹采集, 当前的研究通过引入信号模型<sup>[1]</sup>和有机自适应采集<sup>[2-3]</sup>等策略, 已经取得了明显的研究进展. 然而由于用户需要将移动节点随身携带, 不可避免地出现身体遮挡. 而人身体水分含量超过 50% 严重影响 2.4 GHz 频段的信号传输, 所导致的多径和阴影问题使得信号强度衰减严重<sup>[4]</sup>. 这样不同朝向的信号强度具有极大的变化, 从而使得指纹算法定位精度也随之下降, 当前仍无有效办法克服人身遮挡的影响.

本文设计了一种基于双定位节点的视距指纹定位算法, 通过为每个参考节点选择视距信号强度, 保证了指纹数据不受多径和阴影的干扰, 同时设计了有效的视距指纹误差处理策略, 明显提高指纹粒度, 使得在身体遮挡的情况下视距指纹定位算法的性能远高于现有的指纹定位算法.

## 1 相关工作

目前存在大量的室内定位算法, 它们依赖不同类型媒介, 通过采集的环境信息进行建模完成定位. 室内定位系统依赖的媒介主要包括 Wi-Fi, GSM、蓝牙、RFID、超宽带和红外等无线信号. 为了获得用户的位置, 这些系统根据信号到达角度、信号传播时间和接收信号强度等测距技术, 利用三边测量、三角测量和最大似然估计等定位算法实现目标定位. 虽

然这些专用的定位系统具有很高的定位精度, 但是它们均对节点硬件条件要求较高, 不适合大范围的推广.

指纹定位算法因不受硬件条件的限制, 得到了广泛研究. 由确定性的 KNN 算法<sup>[5-6]</sup>、到概率性的贝叶斯估计算法<sup>[7-10]</sup>和顺序蒙特卡罗算法<sup>[11-13]</sup>均被用于指纹定位算法中的指纹匹配策略. 由于指纹算法的采集过程过于繁琐, 也出现了大量的简化指纹采集的定位算法<sup>[14-17]</sup>. 但是这些指纹算法均未考虑人身遮挡造成的影响. RADAR 算法是最早提及在无线网络中利用指纹算法进行定位的系统之一<sup>[4]</sup>. 它也成为后来其他指纹定位算法性能的比较标准, 得到了大量的引用. 该系统在无人遮挡的情况下, 定位中位数误差达到了 2.94 m. 尽管该算法也揭示了人身遮挡影响的存在, 但是没有提出有效的解决办法, 致使定位精度在身体遮挡环境下出现严重下降.

现有一些文献也考虑了身体朝向对信号强度的影响. 例如文献<sup>[18]</sup>通过实验导出了一个不同朝向信号的衰减模型来改善指纹定位算法, 提出了一种能够感知朝向的指纹定位算法. 然而衰减模型很难准确地反映室内的复杂环境特征, 定位性能并没有明显提升. 文献<sup>[19]</sup>也提出了基于朝向的指纹定位算法, 对采集的各个朝向的指纹进行去噪预处理后添加到指纹数据库中, 但是在线采集的数据并不能预知朝向信息, 致使各个朝向的指纹并没有很好地区分粒度, 很难给出准确定位. COMPASS 算法利用带有数字指南针的节点<sup>[20]</sup>, 在采集信号指纹的同时也采集了人身体的朝向, 定位的精度较上述算法有一定的提高, 但是仍然不可避免会采集非视距信号强度作为指纹数据, 并没有完全解决身体遮挡带来的多径和阴影问题, 同时还带来了额外的硬件开销.

## 2 信号强度特征分析

### 2.1 传感器节点的指纹特征

为深入了解传感器节点信号强度指纹的特征, 我们做了几组实验, 实验 1 用于测量距离对信号强度的影响, 实验 2 用于测量加入身体遮挡因素后信号强度指纹的粒度变化.

**实验 1.** 首先部署一个广播节点, 另外放置了 3 个可与其视距通信的节点以计算接收数据的信号强度, 3 个节点分别按照与其距离 4 m, 8 m 和 12 m 放置, 采集了 48 h 的数据后观察信号强度的变化. 如图 1 所示, 我们发现随着距离的增大, 信号强度越来

越小,而信号强度的变化越来越大,这主要由于弱信号强度更容易受到外界的干扰.另一方面也说明了距离越近,信号强度变化越稳定,如图1中4 m,8 m距离内信号强度值偏离中心位置均不超过5 dB.

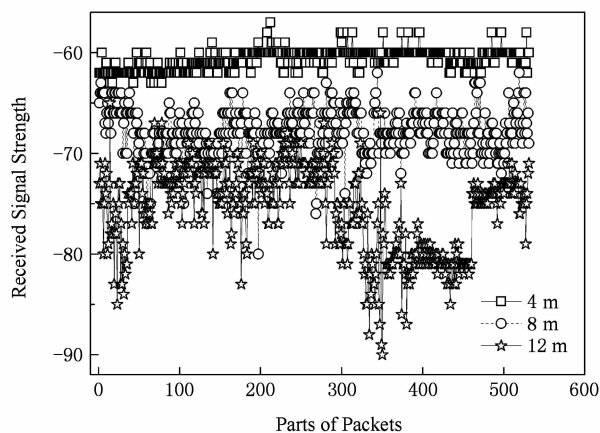


Fig. 1 Distance on the influence of signal strength.

图1 距离对信号强度的影响

**结论 1.** 传感器节点距离越近,信号强度变化越稳定.

在RADAR系统中,作者尝试每个位置采样4个不同方向的信号强度值,利用信号强度的最大值作为指纹数据来反映该位置,发现定位误差较大,但是并没有深入分析造成误差的原因.接下来我们用信号强度的平均值代替最大值进行第2组实验.

**实验 2.** 我们在28 m×18 m的空间内部署了16个参考节点,只将1个定位节点挂于胸前,如图2所示,对68个位置进行了指纹采集,并在每个位置采集0°,90°,180°和270°四个方向,每个方向采集60个数据包取信号强度平均值,生成指纹数据共272个.

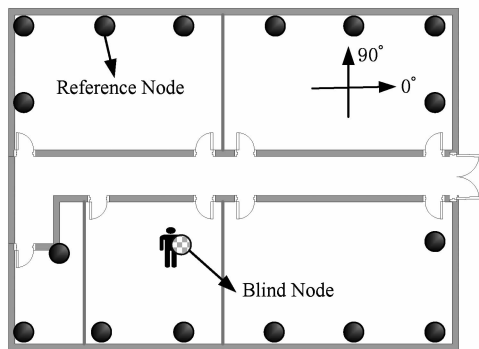


Fig. 2 Scene deployment of the second experiment.

图2 实验2场景部署图

从实验1中得知通常情况下节点信号强度随时间变化不大于5 dB,那么16个参考节点获得的指纹间欧式距离的误差范围是40 dB左右,因此指纹距

离大于40 dB才会有明显的指纹粒度.图3给出了指纹数据库中任意两指纹之间欧式距离的累积分布,其中指纹距离在40 dB以下的比重占到指纹总量的58%.这些指纹粒度过细,使得指纹的距离在信号强度测量的误差范围以内,因此出现大量相似指纹,导致指纹定位算法的定位精度严重下降.

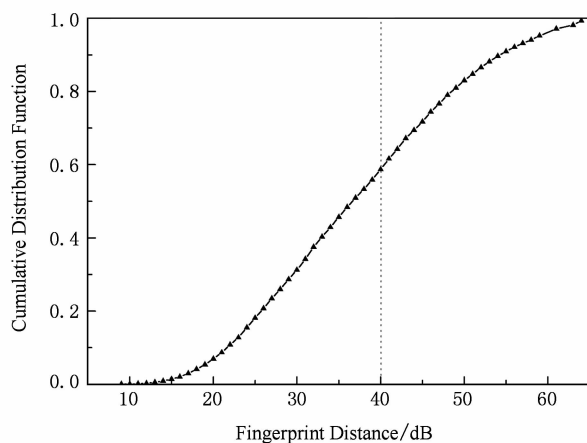


Fig. 3 The fingerprint granularity of original fingerprint.

图3 原始指纹的指纹粒度

**结论 2.** 身体遮挡使得指纹粒度过细,指纹算法的定位精度严重降低.

## 2.2 非视距对信号强度影响

Compass系统通过数字指南针获知人员朝向来改善指纹算法的精度,因此我们加入朝向因素再次测量实验2中指纹间的距离,如图4所示.由于0°和180°累积分布相似,90°和270°的累积分布也相似,所以我们只选择了两组朝向进行了比较.

尽管相对图3中的指纹粒度有了明显改善,但是从图4中可以发现指纹距离在40 dB以下的比重

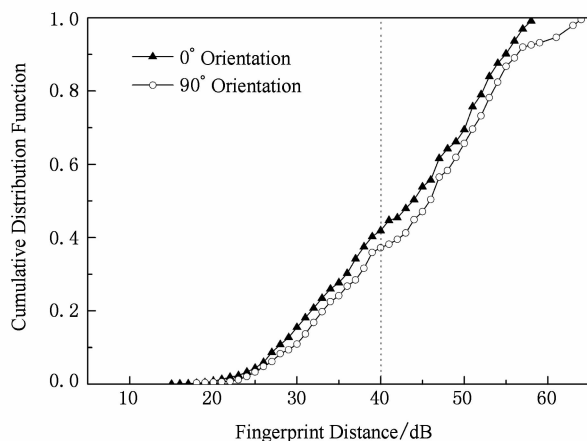


Fig. 4 The fingerprint granularity with the known personal orientation.

图4 已知朝向后的指纹粒度

仍接近 40%，这样的指纹粒度仍然会使得指纹定位算法精度大幅下降。为了分析指纹粒度仍然过细的原因，我们做了第 3 组实验来测量非视距和视距条件下信号强度的变化。

**实验 3.** 测试人员胸前携带一个定位节点，每远离参考节点 1 m，分别正对和背对参考节点收集一次信号强度数据，到距离参考节点 16 m 位置时结束，共测量 16 个位置。如图 5 所示，我们发现正面视距信号强度变化比较规律，而背面非视距信号强度的分布却无规律性，因此背面非视距数据不宜做信号指纹。另外我们发现身体遮挡造成的信号损失较大，但是由于多径干扰的不确定性，会导致个别节点正反两面测得的信号强度值相近甚至背面测得的值更大。

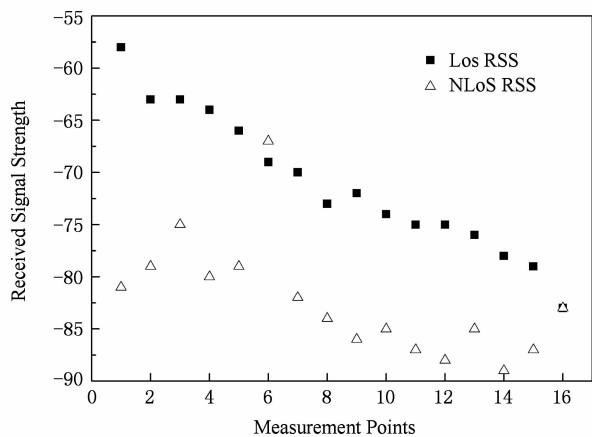


Fig. 5 The cooperation between LoS and LNoS signal strength.

图 5 视距与非视距信号强度对比

**结论 3.** 非视距信号强度不适合做信号指纹。身体遮挡造成的信号衰减极其明显，但少数位置可能存在异常测量值。

根据以上观察结论，身体遮挡造成的多径和阴影是指纹算法精度无法进一步提高的根源，是改善指纹定位算法精度的关键所在。本文提出了一种基于双定位节点的视距指纹定位算法(LoSF)，通过为每一个参考节点选择视距信号强度来避免非视距造成的信号衰减，从根本上改善指纹算法的定位精度。

## 3 算法设计

### 3.1 指纹算法概述

如引言中所述指纹算法分为两个阶段：离线阶段和在线阶段。其中离线阶段是在定位空间中的每个给定位置收集参考节点的信号强度，并将信号强

度均值向量存入指纹数据库  $Y$ 。我们用  $s$  表示当前观察的信号强度均值向量。在线阶段主要是将观察到的信号强度向量与数据库中的历史信号强度向量的进行匹配，最佳匹配的信号强度向量所对应的位置即为当前的位置。根据定位空间被看作离散的还是连续的，目前存在确定性和概率性两种策略解决在线的匹配问题。本文实验部分用两种策略均实现了 LoSF 算法，并给出了相应定位误差的比较。

#### 1) 确定性策略

确定性策略中应用最典型的是  $k$ NN 分类算法，它是最简单有效的确定性指纹定位算法之一。它首先从数据库  $Y$  中选择与观察到的数据向量  $s$  距离最近的  $k$  个信号强度向量。数据库中的每一个信号强度向量对应一个位置，然后对  $k$  个位置所包含的区域求质心作为观察者的位置。该算法适合于任何形式距离的测量，在本文中我们采用欧氏距离：

$$d(s, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (s_i - y_i)^2},$$

算法中的参数  $k$  代表选取的参考位置个数，在本文验证实验中我们发现选择最近一个参考位置(即  $k=1$ )的定位准确度要优于获得  $k(k>1)$  个参考位置的质心。

#### 2) 概率性策略

指纹定位问题可以模型化为一个随机过程，其中位置和方向的估计被表示为概率分布。用  $x_n$  表示系统状态，也就是位置和方向， $y_n$  表示在  $t = n \times \Delta t$  时刻的信号强度的测量值，其中  $\Delta t$  代表采样间隔时间。那么典型概率性策略贝叶斯定位算法可描述为已知当前测量值概率  $p(y_n | x_n)$  和前一状态的概率  $p(x_{n-1} | y_1, \dots, y_{n-1})$ ，求得当前的状态估计  $p(x_n | y_1, \dots, y_n)$ 。根据贝叶斯理论，上述问题可转化为在已知  $Z_t$  的前提下递归的构建  $p(x_t | Z_t)$  的后验分布函数，也就是所谓的递归贝叶斯估计。原则上  $p(x_t | Z_t)$  的后验分布能通过两个阶段计算完成：预测和更新。预测阶段是通过如下查普曼-科尔莫戈罗夫公式建立状态模型：

$$p(x_t | Z_{t-1}) = \int_{x_{t-1}} p(x_t | x_{t-1}) \times p(x_{t-1} | Z_{t-1}) dx_{t-1}.$$

获得测量值之后，可以通过如下的贝叶斯准则来完成更新阶段：

$$p(x_t | Z_t) = \frac{p(Z_t | x_t) \times p(x_t | Z_{t-1})}{p(Z_t | Z_{t-1})}.$$

该算法在实际情况下很难计算，只有在状态噪声、测量噪声是加性噪声，在各个时刻的后验概率密

度分布是高斯正态分布的特定情况下,可采用卡尔曼滤波法得到最优解.但是很多情况下,测量值是非线性的或者噪声分布是非高斯的,本文采用了扩展卡尔曼滤波算法,该算法利用泰勒展开来线性化状态方程和观测过程,从而利用高斯分布来近似状态的后验分布,然后利用卡尔曼滤波逐渐逼近次优解.

### 3.2 指纹选取策略

在实际应用中,定位节点常常需要人随身携带,如置于胸前、口袋等,这不可避免的要面临身体遮挡对信号造成的多径和阴影问题.尽管目前指纹算法在国内外已经得到大量的研究,但是仍然没有在商业领域得到很好的应用,主要也是源于缺少有效的方法解决身体遮挡问题.

从第3节得知,身体遮挡致使指纹粒度过细,大量的相似指纹很容易被定位到相同的位置,指纹算法将会失效.尽管获知人员朝向后,对指纹粒度有了一定的改善,但仍然没有解决指纹选取中的非视距问题,使得定位精度没有得到最有效的提高.针对这一问题本文采用了双节点指纹策略,通过在身体前后分别配置定位节点,来保证每一次采集的指纹数据全部是视距信号强度,并称此时获得的信号强度指纹为视距指纹.

#### 1) 选择视距指纹

从第3节我们已经得知当一个定位节点发送广播数据时,由身体遮挡带来的多径干扰和阴影影响,使得在视距与非视距条件下,参考节点获得的信号强度值具有明显的差别.基于此我们设计了相应的视距指纹选择算法具体描述如下:每个参考节点收到两个定位节点的数据后,首先计算两个定位节点的信号强度值,将信号强度值较大的定位节点作为该参考节点的视距定位节点,而将视距节点的信号强度值作为该参考节点在该位置检测到的视距信号强度.那么所有参考节点对应的视距信号强度构成该位置的视距指纹.

#### 2) 视距指纹异常排除

通常情况下,当某一参考节点与身体前后的定位节点分别是视距与非视距通信时,视距信号强度会明显大于非视距信号强度,但是由于非视距节点受到多径的影响,使得非视距节点信号强度的变化呈现无规律性,从而出现个别非视距节点信号强度值接近或大于视距节点信号强度值的情况.这样的非视距信号强度值就会被误当作视距信号强度值来处理,使得视距指纹中存在非视距的信号强度值.针

对这一问题,我们提出了一种依赖参考节点之间的位置关系来排除视距指纹中异常数据的策略.

主要思路是通过预测身前与身后参考节点的分界线,排除参考节点收集的视距信号强度异常.假设参考节点为  $b_1, b_2, \dots, b_k$ , 两个定位节点别为  $L_1$  和  $L_2$ ,  $L_1$  为胸前节点.根据视距指纹选择算法,我们获得了两组分别以  $L_1$  和  $L_2$  为视距定位节点的参考节点,每组按照信号强度值的大小排成队列:分别是  $B_1 = b_1 \dots b_j$  和  $B_2 = b_m \dots b_n$ , 如图6所示,实心节点属于  $B_1$  组,空心节点属于  $B_2$  组.当所有参考节点只属于一个队列时,我们将其看作没有非视距指纹异常存在.处理算法描述如下:

1) 判定人员朝向.根据结论3,身体遮挡造成的信号衰减极其明显,视距与非视距信号的大小变化能够反映出人员朝向的不同,于是分别从  $B_1$  和  $B_2$  中选择信号强度值最大的  $b_i$  和  $b_m$  参考节点,得到向量  $\mathbf{b}_{mi}$ .其中  $\mathbf{b}_{mi}$  的模为  $b_i$  和  $b_m$  测量的信号强度值的和,方向为  $b_m \rightarrow b_i$ .接着分别从两个队列中选择信号强度值第二大的两个参考节点  $b_k$  和  $b_l$ , 得到向量  $\mathbf{b}_{lk}$ .如果任何一个队列中不存在第二大的参考节点,用第一大的参考节点代替之.将向量  $\mathbf{b}_{lk}$  与  $\mathbf{b}_{mi}$  求和.如果和向量与  $\mathbf{b}_{mi}$  之间的方向夹角小于  $15^\circ$ , 则和向量方向即为人员朝向,否则以和向量代替  $\mathbf{b}_{mi}$  继续选择两组队列中第三大的参考节点,重复以上操作.

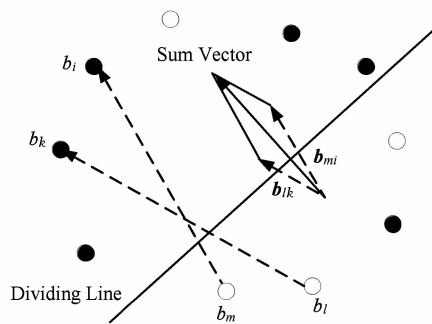


Fig. 6 LoS Fingerprint selection strategy.

图6 视距指纹选择策略

2) 排除异常.计算  $b_i$  和  $b_k$  测量的信号强度值的和为  $S_{ik}$ ,  $b_m$  和  $b_l$  测量的信号强度值的和为  $S_{ml}$ .如图6所示,和向量的方向为人员朝向,将和向量按  $S_{ik} : S_{ml}$  的比例做垂线,将定位空间中的参考节点分成两部分.那么位于  $b_i$  同侧且属于  $B_2$  组的节点为异常节点,位于  $b_i$  异侧且属于  $B_1$  组的节点也为异常节点,对于这些异常参考节点,我们令其选择两个定位节点中剩余那个的信号强度作为视距信号强度即可排除视距指纹异常.

## 4 实验验证和结果

### 4.1 实验设计

我们在  $28\text{ m} \times 18\text{ m}$  的实验室范围内部署了拥有 16 个参考节点、2 个定位节点和一台定位服务器的实验系统。按照第 3 节中实验 2 的实验要求,重新生成指纹数据。只是将测试者胸前携带 1 个定位节点换成身体前后悬挂 2 个定位节点。同时每个位置只测量  $0^\circ$  和  $90^\circ$  两个方向,每个方向测量 60 组数据。测量同样的 68 个位置生成指纹数据共 272 个,其中两个定位节点分别生成 136 个指纹数据。该系统的体系架构如图 7 所示,其主要流程是:将 2 个定位节点分别置于测试者的胸前和背后,每秒周期性向周围广播含有节点号、包类型号和包序号信息的数据包。参考节点接收到广播数据包后计算数据包的信号强度值,并将其和自身节点号等信息一起发送给后台服务器的指纹处理程序。

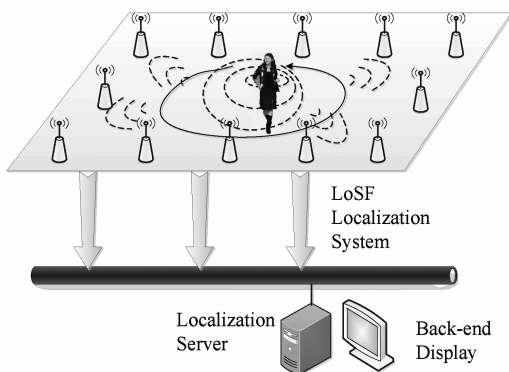


Fig. 7 The architecture of the experimental system.

图 7 实验系统体系架构

实验中定位节点是实验室自主开发的 ZN 系列传感器节点,该节点运行 TinyOS 系统,用 3.5 V 锂电池完成供电,如图 8 左侧所示。而参考节点向后台服务器传输数据时,我们发现传统 CTP 路由协议会使得参考节点间的信号转发出现严重的丢包现象。因此为了防止定位数据包丢失,我们采用了实验室自主设计的 ZG 系列节点,该节点由 ZN 系列节点的改进版本和 FriendlyARM 开发板两部分组成,电源供电,其中 FriendlyARM 板上运行的是 Mini2440 系统,如图 8 右侧所示。ZG 系列节点能够将传感器数据通过有线直接发送到后台服务器。这样所有参考节点均被作为传统传感器网络中的 sink 节点使用,避免了参考节点间相互中转数据造成的丢包。后台服务器安装了由 python 语言编写的指纹处理程

序,同时预存了所有参考节点的位置。



Fig. 8 Blind node and reference node.

图 8 定位节点和参考节点

### 4.2 性能评价

我们首先对上述实验中双定位节点获得的指纹进行处理,根据我们的算法生成视距指纹,从 68 个测试位置中选择了 30 个位置,判断视距指纹中产生误差的参考节点的数量情况,如图 9 所示,30 个位置中仅有 4 个位置没有误差存在,有的位置误差参考节点数目达到 5 个,占到总参考节点数的近 1/3。这说明该类误差存在较为普遍,设计误差去除算法是极其必要的。

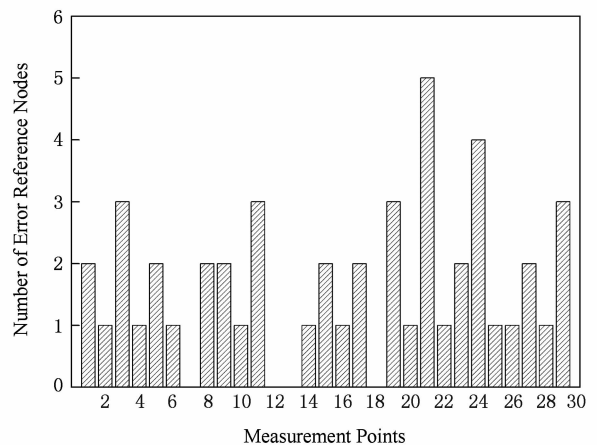


Fig. 9 Number of reference nodes with error.

图 9 误差参考节点数目

接下来对我们的视距指纹进行误差排除,由于离线阶段指纹采集人员的朝向已知,所以我们很容易生成没有误差的指纹数据库。然而在线阶段,我们不知道人员的当前朝向,需要依赖我们的朝向判别算法来去除视距指纹中的误差。于是我们在上述 30 个位置分别以任意不同朝向测量得到 60 组数据,然后验证我们朝向判别算法的准确性。如图 10 所示,

我们根据这 60 组数据分别计算人员的朝向,并计算与实际朝向的角度误差平均值与标准差.我们发现朝向判断误差的平均值绝大多数小于  $20^\circ$ ,误差的上下浮动范围不超过  $5^\circ$ .这种朝向判断的精度完全可以保证身体前后两面参考节点获得准确的视距指纹数据,仅对身体侧面参考节点的判断略有影响,但是侧面参考节点所受阴影衰减明显较弱,对最终结果影响较小.

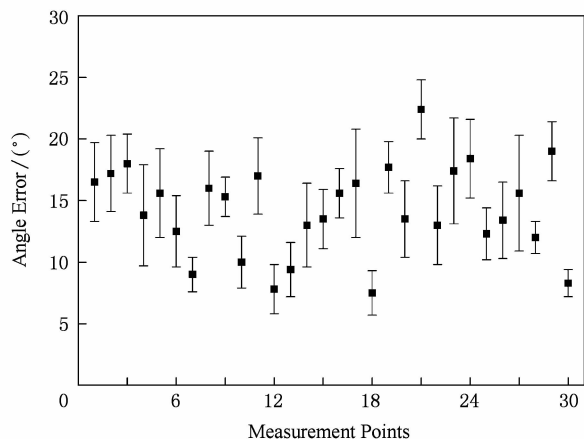


Fig. 10 The accuracy to judge the personal orientation.

图 10 朝向判断的准确性

图 11 对视距指纹粒度与原始指纹粒度进行了对比,同时也将经过异常处理之后的视距指纹数据进行了比较,我们发现指纹距离小于 40 dB 的数据,占原始指纹数据库中数据总量的近 60%,而只占视距指纹数据库中数据总量的 20%不到,经过异常处理之后的视距指纹甚至还不到 10%.因此视距指纹与原始指纹相比,指纹粒度有了明显提升.指纹距离越大代表指纹粒度越大,说明指纹有较好区分度,能够提供更准确的指纹定位估计.

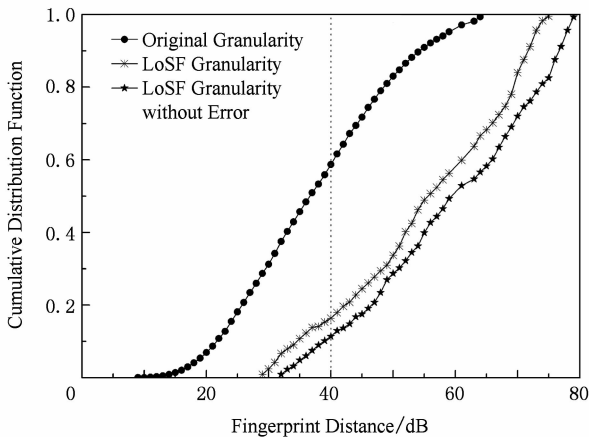


Fig. 11 Fingerprint granularity of LoS fingerprint.

图 11 视距指纹的指纹粒度

最后我们对基于原始指纹的 RADAR 定位算法、已知朝向后的 COMPASS 定位算法和我们的视距指纹算法进行比较,如图 12 所示. RADAR 算法的中位数误差超过了 6 m,COMPASS 算法的中位数误差有所改善,达到了 4.2 m,而我们的视距指纹算法能够获得 2 m 中位数误差性能.同时视距指纹 90% 的概率达到的 4 m 精度,也分别好于 RADAR 算法的 9 m 精度和 COMPASS 算法的 10.5 m 精度.同时我们还将视距指纹算法分别用确定性和概率性两种策略进行了实现和比较,如图 12 所示,我们发现两种算法在性能上并没有明显差距,但是由于概率性策略中扩展卡尔曼滤波不易收敛,迭代耗时较长.所以我们更倾向于在实际应用中采用确定性指纹定位策略.

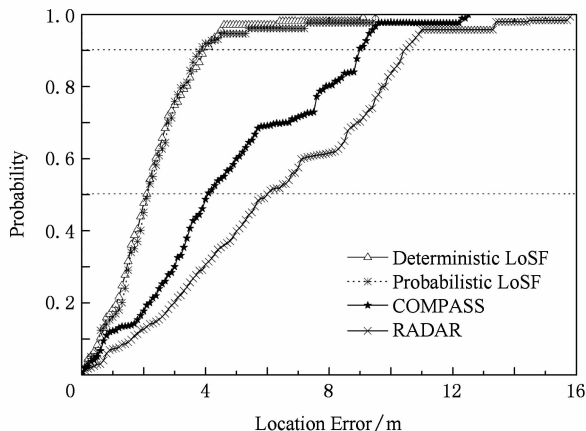


Fig. 12 The cumulative distribution function of the location error.

图 12 定位误差的累积分布函数

### 5 结 论

指纹定位算法因其不依赖于特定硬件基础设施的易部署特征,已经得到广泛的研究.然而周围复杂环境的干扰使得指纹算法的定位性能始终难以满足较高的要求.尤其是实际应用中的人身遮挡所造成的多径和阴影影响,更是严重影响指纹算法的定位性能.本文深入分析了人身遮挡对信号强度变化的影响,利用视距指纹代替原始指纹来彻底避免阴影的出现,同时也有效减少多径影响,从而提出了基于双定位节点的视距指纹定位算法.此外,还设计了相应的误差处理算法排除视距指纹中的误差数据.尽管双定位节点部署会增加一定的开销,但从最终的定位性能来看,在存在多径和阴影的室内环境中,我们的视距指纹算法性能达到了中位数误差 2 m 的精



精度,远高于基于原始指纹的 RADAR 算法的 6 m 精度,也要比带有朝向指纹的 COMPASS 算法的 4.2 m,精确一倍之多。

## 参 考 文 献

- [1] Lim H, Kung L, Hou J C, et al. Zero-configuration robust indoor localization: Theory and experimentation [C] //Proc of IEEE INFOCOM'06. Piscataway, NJ: IEEE, 2006; 1-12
- [2] Chintalapudi K, PadmanabhaIyer A, Padmanabhan V N. Indoor localization without the pain [C] //Proc of ACM Mobicom'10. New York: ACM, 2010; 173-184
- [3] Park J, Charrow B, Curtis D, et al. Growing an organic indoor location system [C] //Proc ACM MobiSys'10. New York: ACM, 2010; 271-284
- [4] Bahland P, Padmanabhan V N. RADAR: An in-building RF-based user Location and tracking system [C] //Proc of IEEE INFOCOM'00. Piscataway, NJ: IEEE, 2000; 775-784
- [5] Weng Fangfei, Chen Lifei, Jiang Qingshan. Clustering ensemble based on the  $k$ NN algorithm [J]. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44(Suppl 2): 187-191 (in Chinese)  
(翁芳菲, 陈黎飞, 姜青山. 一种基于 KNN 的融合聚类算法 [J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(增刊 2): 187-191)
- [6] Ault A, Xuan Z, Coyle E J. K-nearest-neighbor analysis of received signal strength distance estimation across environments [C] //Proc of WiNMee'05. Trentino, Italy: ICST Transactions, 2005; 1-6
- [7] Castro P, Chiu P, Kremenek T, et al. A probabilistic room location service for wireless network environments [C] //Proc of ACM Ubicomp'01. New York: ACM, 2001; 18-34
- [8] Haeberlen A, Flannery E, Ladd A, et al. Practical robust localization over large-scale 802.11 wireless networks [C] //Proc of ACM Mobicom'04. New York: ACM, 2004; 70-84
- [9] Roos T, Myllymaki P, Tirri H, et al. A probabilistic approach to WLAN user location estimation [J]. Int Journal of Wireless Information Networks, 2002, 9(3): 155-164
- [10] Youssef M, Agrawala A. The horus WLAN location determination system [C] //Proc of ACM/USENIX Mobisys'05. New York: ACM, 2005; 205-218
- [11] Doucet A, Freitas N D, Gordon N. Sequential Monte Carlo Methods in Practice [M]. Berlin: Springer, 2001
- [12] Seshadri V, Zaruba G V, Huber M. A bayesian sampling approach to in-door localization of wireless devices using received signal strength indication [C] //Proc of IEEE Percom'05. Piscataway, NJ: IEEE, 2005; 75-84
- [13] Lin Yiming, Luo Haiyong, Li Jintao, et al. Dynamic radio map based particle filter for indoor wireless localization [J]. Journal of Computer Research and Development, 2011, 48(1): 139-146 (in Chinese)

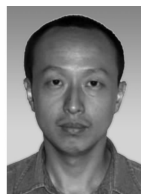
(林以明, 罗海勇, 李锦涛, 等. 基于动态 Radio Map 的粒子滤波室内无线定位算法 [J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(1): 139-146

- [14] Madigan D, Einahrawy E, Martin R, et al. Bayesian indoor positioning systems [C] //Proc of IEEE INFOCOM'05. Piscataway, NJ: IEEE, 2005; 1217-1227
- [15] Bahl P, Padhye J, Ravindranath L, et al. DAIR: A framework for managing enterprise wireless networks using desktop infrastructure [C] //Proc of ACM HotNets'05. College Park, Maryland: Association for Computing Machinery, Inc., 2005; 66-72
- [16] Gwonand Y, Jain R. Error characteristics and calibration-free techniques for wireless LAN-based location estimation [C] //Proc of ACM Mobiwac'04. New York: ACM, 2004; 2-9
- [17] Ji Y M, Biaz S, Pandey S, et al. ARIADNE: A dynamic indoor signal map construction and localization system [C] //Proc of ACM MobiSys'06. New York: ACM, 2006; 151-164
- [18] Papapostolou A, Chaouchi H. Orientation-based radio map extensions for improving positioning system accuracy [C] //Proc of ACM IWCMC'09. New York: ACM, 2009; 947-951
- [19] Lihan M, Tsuchiya T, Koyanagi K. Orientation-aware indoor localization path loss prediction model for wireless sensor networks [C] //Proc of Springer NBIS'08. Berlin: Springer, 2008; 169-178
- [20] King T, Kopf S, Haenselmann T, et al. COMPASS: A probabilistic indoor positioning system based on 802.11 and digital compasses [C] //Proc of ACM WINTeCH'06. New York: ACM, 2006; 34-40



networks.

**Chen Yongle**, born in 1983. PhD candidate in the Institute of Software, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include indoor localization and emergence navigation in wireless sensor



**Zhu Hongsong**, born in 1973. PhD and associate professor. His current research interests include wireless ad hoc networks and cognitive radio networks.



multimedia.

**Sun Limin**, born in 1966. PhD, professor, and PhD supervisor. Senior member of China Computer Federation. His current research interests include wireless sensor networks, wireless access networks and