

基于菲涅尔理论的非训练式指纹定位法^{*}

陈 曲 刘 凯 夏 然

(上海大学 通信与信息工程学院 特种光纤与光接入网重点实验室 上海 200072)

摘 要: 针对免携带设备定位(device free localization, DFL)中,无线层析成像法(radio tomographic imaging, RTI)在线重构速度慢,指纹法(fingerprint matching, FM)离线训练量大,复杂度高等问题,提出了一种基于菲涅尔理论的非训练式指纹法。所提出的定位算法改变了传统指纹法需要实际测量的离线训练模式,采用非训练模式建立参考指纹库,降低时间复杂度,并模拟实际测量环境对参考指纹库进行误差修正,减弱环境的干扰,最后用加权 K 最近邻域法实现对目标位置的估计。在保证定位匹配速度的同时,满足定位精度的要求。

关键词: 免携带设备定位;菲涅尔理论;指纹法;非训练

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Fingerprint matching localization with non offline training
based on fresnel theory

Chen Qu Liu Kai Xia Ran

(Key Laboratory of Specialty Fiber Optics and Optical Access Networks,

School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: Device-free localization (DFL) is to estimate the location of object without carrying any electronic device. In allusion to problems such as low reconstruction speed of traditional radio tomographic imaging (RTI), massive store capacity and time complexity of offline training in traditional fingerprint matching (FM) etc., this paper proposed a localization estimation method with non offline training based on the theory of Fresnel. Firstly change of received signal strength (RSS) of links under the Fresnel region will be calculated, then change of RSS will be modified for satisfying some reality constraints, reference fingerprint database will be established. By establishing fingerprint database, capacity of training fingerprint database can be reduced effectively. Error of actual environment will be taken into consideration and correction will be made to weaken the environmental disturbances. Finally K-nearest neighborhood algorithm will be applied to the target positioning estimation. The simulation results show that this method not only can ensure the positioning speed while matching, but also can ensure positioning accuracy.

Keywords: device-free localization; fresnel theory; fingerprint matching; non offline training

1 引 言

免携带设备定位(device free localization, DFL)是在不需要目标携带任何设备的情况下,获取到目标的位置信息,因而在紧急救援、安防、智能家居、医院病人检测等场合应用前景广泛。近年来,基于无线射频信号的定位方案,由于具有成本低、通用性能优良的特点^[1-2],成为 DFL 的优选方案。当目标进入无线传感器网络中,目标的遮挡会使得无线射频信号产生阴影衰落^[3],进而影响网络中各个无线节点的接收信号强度(received signal strength, RSS)^[4],利用

目标出现前后链路上无线节点的 RSS 量的差异就能实现定位。DFL 原理如图 1 所示。

DFL 是 2007 年 Youssef 等人^[4]和 Zhang 等人^[5]分别提出来的,以无线网络作为通信网络,由链路的衰落量求解目标位置。Kosba 等人^[6]将 DFL 问题建模为指纹识别问题提出了指纹法(fingerprint matching, FM),指纹法是常见定位方法之一。通过比较当前实时的链路 RSS 量与存储在离线射频地图中的数据信息,从而得到目标的估计位置。Eleryan 等人^[7]提出无需人工校准的射频地图动态构造方案。Youssef^[8]根据目标对链路 RSS 量的影响特性,提出用

收稿日期:2016-12

^{*} 基金项目:上海市自然科学基金(15ZR1415500)、国家自然科学基金(61501288,61571279)资助项目

链路法进行定位,Zhang 等人^[9]提出新的 T-R 覆盖模型。陈祠等人^[10]提出一种主成分分析的指纹模型,通过选择对定位精度影响最大的成分作为指导定位的指纹。Mahfouz 等人^[11]提出将核函数法运用到指纹法定位中。指纹法的定位精度虽然不低,但是依然在解决多目标定位上存在一定的问题。Sabek 等人^[12]将条件随机长和马尔可夫模型结合起来,提出了基于概率的能量最小框架的 Spot 系统。根据蜂窝通信中频分复用的原理,Zhang 等人^[13]将定位区域划分成多个小区域,在每个小区域中训练建模,实现了多目标定位。Deak 等人^[14]通过从 RSS 变化量中检测动作,利用支持向量回归(support vector regression, SVR)和核函数法实现对定位区域中目标数目的估计。

犹他大学的 Patwari 等人^[15]类比工业 CT 的原理,提出将无线层析成像法(radio tomographic imaging, RTI)^[16]用于 DFL 定位中,为之后的相关研究提供了理论基础。由于 RTI 只能定位静止的人,Wilson 等人^[17]提出通过建立基于 RSS 方差量和目标空间位置间的模型进行定位,并且结合卡尔曼滤波实现实时定位。随后他还提出了增强基于 RSS 方差求解方法健壮性^[18]的理论,提高定位精度。

总体来说,这些方法都是基于传统的 RTI 或者传统的指纹法。在传统的 RTI 中,由于 RSS 变换量与像素衰减量的线性模型中,对目标位置的求解是一个病态求逆问题,采用压缩感知法进行重构时,运算速度慢。在传统的指纹法中,需要采集所有参考点的 RSS 量以及同参考点的位置信息保存到数据库中作为射频地图,这一离线训练将增加数据的获取时间和存储空间。据此,本文依据菲涅尔理论,采用非训练式离线模型,构建参考指纹库,并在误差范围内,对指纹库进行了修正,有效降低了指纹库的训练量,在保证定位匹配速度的基础上同时能够保证定位精度。

2 指纹法定位及菲涅尔理论

2.1 指纹法定位

指纹法利用的是,在某一地点观察到的场景特征来推断目标位置。在无线传感网络中,信号强度是比较容易测得的电磁特性,因此常常被用来选作表示场景特征的研究量。信号强度的样本数据集合被称作指纹库。在定位过程中,是将观察到的场景特征依据某些匹配规则,从指纹库中找到最佳匹配值实现目标定位。

指纹法有两个阶段:离线阶段和在线阶段。离线阶段对数据信息的采集是指纹法的第一步也是关键的一步。由于在定位时噪声的干扰,定位环境的变化会带来 RSS 的波动,因此以一定的时间间隔对一定数目的 RSS 时间序列进行采集,进而减弱 RSS 时变特性的影响。定位区域的大小以及每个参考点上 RSS 时间采集数目的不同,训练时间也有所不同。

在定位区域中,由 N 个无线传感器节点构成无线通信网络中覆盖的定位区域,该区域中存在 $N(N-1)/2$ 条链

路。在该定位区域中选取 P 个参考点,参考点的位置坐标表示为 $p_i = (x_i, y_i)$ 。在 τ 时间段内,当目标位于参考点 p_i 时,所有链路采集到的采样平均值可构成 RSS 均值向量 Ψ :

$$\Psi = \begin{Bmatrix} \varphi_{1,1} & \varphi_{1,2} & \cdots & \varphi_{1,L} \\ \varphi_{2,1} & \varphi_{2,2} & \cdots & \varphi_{2,L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{P,1} & \varphi_{P,2} & \cdots & \varphi_{P,L} \end{Bmatrix}^T \quad (1)$$

其中 $\varphi_{i,k}$ 表示目标位于参考点 p_i 时,第 k 条链路上 RSS 的均值,且 $\varphi_{i,k}$ 由 $\varphi_{i,k} = 1/\tau \cdot \sum_{t=1}^{\tau} \varphi_{i,k}(t)$ 算得 $\boldsymbol{\varphi}_i = \{\varphi_{i,1}, \varphi_{i,2}, \varphi_{i,3}, \dots, \varphi_{i,L}\}^T$,表示目标位于参考点 p_i 时各条链路的 RSS 均值向量。参考点的位置坐标 (x_i, y_i) 以及在该位置处所有链路上 RSS 的均值 $\boldsymbol{\varphi}_i$ 被称作参考点 p_i 的指纹,所有参考点处指纹的集合构成了整个定位区域的指纹库^[19]。

指纹法的在线阶段,当检测目标位于无线传感网络中的某一位置时,将实时采集到的 M 条链路的接收信号强度的变化量定义为实测数据库:

$$\boldsymbol{\Gamma} = \{\boldsymbol{\phi}_1, \boldsymbol{\phi}_2, \dots, \boldsymbol{\phi}_M\}^T \quad (2)$$

其中 $\boldsymbol{\Gamma}$ 是实测数据库, Ψ 为参考指纹库。将集合 $\boldsymbol{\Gamma}$ 中的所有元素与集合 Ψ 的数据进行对比,并依据一定的准则选择最匹配的参考位置作为目标定位的估计位置。

最近邻域法选取欧氏距离作为实测数据库 $\boldsymbol{\Gamma}$ 和参考指纹库中指纹间的邻近性的度量,如下:

$$d_i = \|\boldsymbol{\Psi}_i - \boldsymbol{\Gamma}_i\|^2 \quad (3)$$

在所有的参考点中, K 个欧氏距离最小的参考点,即选取 K 个与目标指纹近似度最大的参考点,对这些参考点的位置进行求权重均值来估计目标的位置:

$$(\hat{x}, \hat{y}) = 1/K \cdot \sum_{k=1}^K \omega_k (x_k, y_k) \quad (4)$$

式中: $\omega_k = 1/(d_k + \epsilon)$, ϵ 是一个极小的正常数以避免除数为 0。

2.2 菲涅尔原理

根据文献[20-21]的理论,在人体周围的菲涅尔区中,菲涅尔半径,人体参数值和 RSS 变化量存在以下关系:

$$\Delta h_l(x_l) \approx \gamma_l \left(\frac{b_x^2 + b_y^2}{r_l^2(x_l)} \right)_{\text{dB}} + \Delta h_0 \quad (5)$$

$$r_l(x_l) = \sqrt{\lambda \frac{q_l(x_l)[d_l - q_l(x_l)]}{d_l^2}} \quad (6)$$

$$fac = b_x^2 + b_y^2 \quad (7)$$

式中: $\Delta h_l(x_l)$ 表示 RSS 变化量, b_x 表示肩宽, b_y 表示头部到背部的距离。 $r_l(x_l)$ 表示在 x_l 位置的时候所表示的菲涅尔半径, Δh_0 表示环境参量, γ_l 为 $\pi^2/2$, $q_l(x_l)$ 表示发射机到 x_l 位置的距离, d_l 表示发射机和接收机之间的距离, λ 表示载波的波长, fac 表示人体参数。DFL 系统如图 1 所示,人体在菲涅尔空间区域中,在随机位置下的菲涅尔半径示意图如图 2 所示。

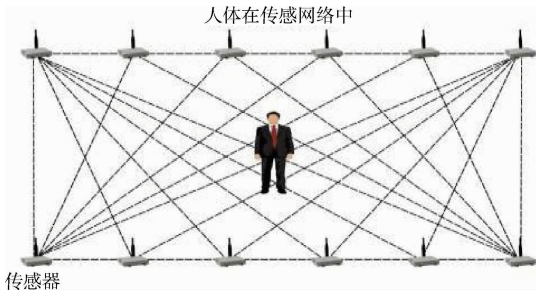


图 1 DFL 系统

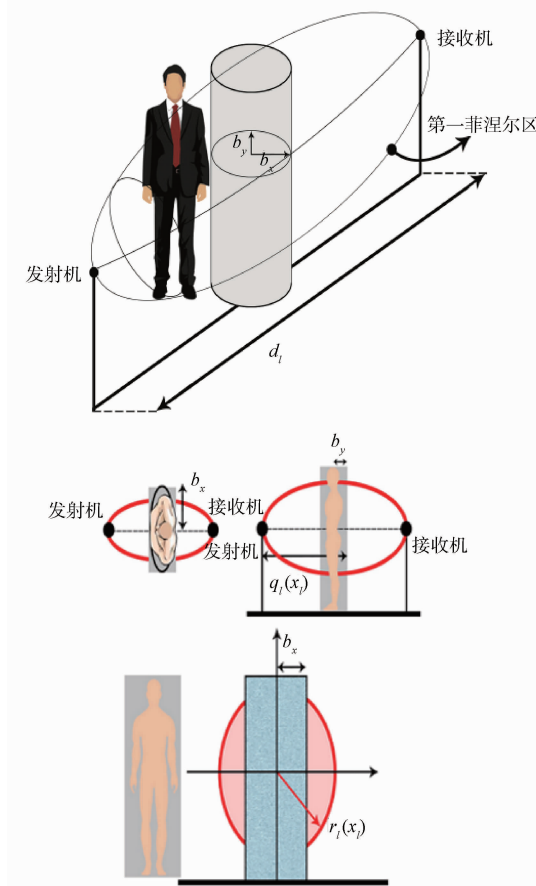


图 2 人体在非涅尔空间区域中，在随机位置下的菲涅尔半径

3 基于菲涅尔理论的非训练式指纹法

3.1 非训练式指纹预处理

离线阶段，随着目标个数、多目标位置组合的增加以及链路数目的增长，这一过程将增加数据的获取时间和存储空间，从而增加了 DFL 问题的难度。针对这一问题，现根据菲涅尔理论计算链路上节点的 RSS 变化量。

由式(5)可知，通过测量计算，衍射模型中的相关参数能够被求出。现对在 IEEE 802.15.4 通信协议下的长度分别为 4 m 和 8 m 的两条链路进行实验^[21]。从试验数据可得，衍射效应主要来自直射径上的衰落以及第一菲涅尔区

域的影响。对任意链路 l 的阴影衰落，将敏感区域 $\chi_i^{(a)} \subset \chi$ 定义为目标所引起的主要的阴影衰落 Δh_i 的轨迹中的区域，这个区域常常为两个节点之间，以直径为中轴线，宽度为 $5 \sim 6\lambda$ 的条形区域，其中 λ 为 0.125 m。依此类推，将标准差的敏感区域 $\chi_i^{(a)} \subset \chi$ 定义为目标所引起的标准差有显著变化的区域。和阴影衰落相比，标准差的条形区域的宽度相对较大，大约为 $6 \sim 7\lambda$ ，其中为 0.125 m。

根据上述理论，可以对参考点所在链路或附近链路的 RSS 变化量进行推算。假设参考点位置为 $q_i = (c_x, c_y)$ ，当参考点位置到链路 l 的距离在敏感区域范围内时，由式(5)计算该链路两端传感器节点 RSS 变化量 $\Delta RSS'$ ，并将计算出的 $\Delta RSS'$ 作为参考指纹和参考点位置坐标共同存储在参考指纹库 Ψ 中，

$$\Psi = \begin{Bmatrix} \varphi_{1,1} & \varphi_{1,2} & \cdots & \varphi_{1,M} \\ \varphi_{2,1} & \varphi_{2,2} & \cdots & \varphi_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{Q,1} & \varphi_{Q,2} & \cdots & \varphi_{Q,M} \end{Bmatrix}^T \quad (8)$$

其中 $\varphi_{i,k}$ 表示目标位于参考点 q_i 时，链路 k 上 RSS 变化量 $\Delta RSS'$ 。

3.2 指纹库误差特性分析

在实际定位环境中，由于天线方向、硬件误差、环境噪声等影响，测量到的 RSS 存在一定误差，因此在理论求得 RSS 变化量之后，对理论求得的参考指纹库进行修正，提高参考指纹库的精确度。误差可以分为系统误差和偶然误差。系统误差是由于仪器结构上不够完善或仪器未经很好校准等原因而产生的误差。偶然误差^[22]（也称随机误差）是在相同条件下，对同一物理量进行多次测量，由于各种偶然因素所产生的误差，如测定时环境温度、湿度和气压的微小波动。

在本研究中，系统误差不予考虑，只考虑对 RSS 量进行测量时所产生的偶然误差，可能导致偶然误差出现的参数有以下 3 点：人体参数 fac 、目标在位置 x_i 的菲涅尔半径 $r_i(x_i)$ 、环境参量 Δh_0 。

1) 人体参数误差

对于人体参数 fac ，由式(5)可知，人体肩宽 b_x 和人体头部到背部的距离 b_y 可以对该值造成影响。因为个体的身材差异，这样的误差是普遍存在的，所以在这里应当考虑到 b_x 和 b_y 对 RSS 变化量的影响。

2) 菲涅尔半径误差

对于目标的菲涅尔半径 $r_i(x_i)$ ，由式(5)可知，其值是由发射机到接收机的距离 d_i ，和发射机到目标位置 x_i 的距离 $q_i(x_i)$ 以及载波的波长 λ 而决定的。由于载波的波长 λ 是定值，且目标的位置 x_i 是所求的值，所以各个节点位置的量测误差也是造成误差的原因之一。实际环境中的测量误差关系如图 3 所示。

图 3 中 N_{xi} 和 N_{yi} 分别为对于第 i 个节点位于笛卡尔坐标系下的横坐标和纵坐标，在设置和安放节点位置时由

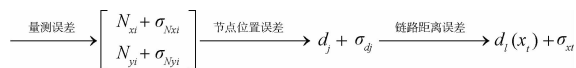


图 3 实际环境中的测量误差关系

于尺子的测量精度以及人为操作的误差导致了节点的位置误差, σ_{Nxi} 和 σ_{Nyi} 是节点 i 的在横坐标方向和纵坐标方向上的误差值。由于节点的位置误差又导致了节点直接的链路距离的误差, 对于链路 j 其距离为 d_j 的距离误差为 σ_{dj} 。节点的位置误差不仅导致了链路长度的误差值, 也产生了链路的角度的不同从而导致目标到链路的距离有所不同, 其中目标 x_i 到发射机的距离 $q_l(x_i)$ 的误差为 σ_{xl} 。

3) 环境参量误差

环境参量 Δh_0 的误差量受实验场地的周围的无线信号噪声扰动所影响。在本实验中由于设备原因, 真实的误差量难以测量。所以将环境参量的噪声设置为 ± 3 dB, 并将此作为仿真实验中, 与真实 RSS 变化量比较的误差线。

3.3 指纹库模型修正

误差传递定律由华盛顿大学教授 Ku 在统计学中提出, 误差的传播是变量的不确定性对他们的函数的影响^[23]。当变量是实验测量的值, 由于量测出现的随机误差, 其传播到在函数的误差的也具有很大的随机性。在物理公式中, 自变量的标准误差会传递给因变量, 造成因变量的标准误差。因此在计算 RSS 变化量的误差时, 应该从 RSS 公式中基础的物理量着手来求解该误差。

对于函数 $\lambda = f(u_1, u_2, u_3, \dots, u_n)$, 其中 $u_1, u_2, \dots, u_n$ 为产生量测误差的因子, 他们的标准误差分别为 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n$, 则:

$$\sigma_\lambda = \left[\left(\frac{\partial \lambda}{\partial \mu_1} \right)^2 \sigma_{\mu_1}^2 + \left(\frac{\partial \lambda}{\partial \mu_2} \right)^2 \sigma_{\mu_2}^2 + \dots + \left(\frac{\partial \lambda}{\partial \mu_n} \right)^2 \sigma_{\mu_n}^2 \right]^{1/2} \quad (9)$$

式中: σ_λ 为函数 λ 的标准误差。因此在式(5)中 RSS 变化量的标准误差可由以下公式计算求得:

$$\sigma_{\Delta RSS} = \left[\left(\frac{f(\Delta RSS)}{b_x} \right)^2 \sigma_{b_x}^2 + \left(\frac{f(\Delta RSS)}{b_y} \right)^2 \sigma_{b_y}^2 + \left(\frac{f(\Delta RSS)}{q_i} \right)^2 \sigma_{q_i}^2 + \left(\frac{f(\Delta RSS)}{d_i} \right)^2 \sigma_{d_i}^2 \right]^{1/2} \quad (10)$$

设定合理的自变量误差, 即人体肩宽的误差 σ_{bx} 和人体头部到背部的距离的误差 σ_{by} , 链路节点距离的误差 σ_{dj} , 目标到发射机距离的误差 σ_{xl} 。环境参量的误差 Δh_0 不与讨论。首先对于人体特征所产生的误差 σ_{bx}, σ_{by} , 根据人类平均身体结构的比例^[24], 如图 4 所示, 可以求得肩宽和肩高对身高的比值为:

$$\begin{aligned} \text{ShouldWidthRate} &= 1'6''/5'9'' = 0.261 \\ \text{ShouldHeightRate} &= 1'2''/5'9'' = 0.203 \end{aligned} \quad (11)$$

式中: '表示 ft, ''表示 in。1 ft=12 in。

根据 2015 年《中国居民营养与慢性病状况报告》^[22] 显示, 男性的平均身高为 167.1 cm 女性的平均身高为

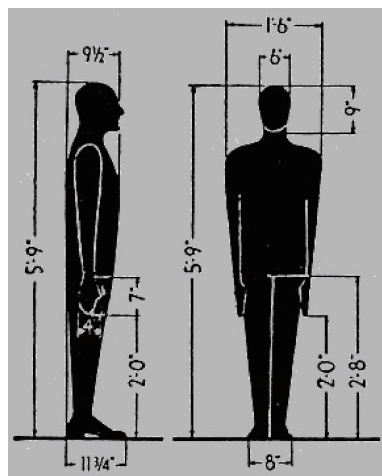


图 4 人体比例示意图

155.8 cm。以及 2001 年美国生理医学健康报告^[23-24]可知, 平均身高方差百分比为 20%。由图 4 可以求得人体平均肩宽和肩高的误差量为:

$$\begin{aligned} \sigma_{bx} &= 0.261 \times (1.671 + 1.558) / 2 \times \sqrt{0.2} = 0.188 \text{ m} \\ \sigma_{by} &= 0.203 \times (1.671 + 1.558) / 2 \times \sqrt{0.2} = 0.147 \text{ m} \end{aligned} \quad (12)$$

其次对于链路节点距离的误差 σ_{dj} , 目标到发射机距离的误差 σ_{xl} , 这两个误差由于节点的位置误差而造成。由于对节点位置的人为测量, 读数, 摆放而产生该误差, 设节点位置为在 X 方向和 Y 方向的误差为 0.05 m, 并满足标准正态分布。对于 12 个节点 $Node_1, Node_2, \dots, Node_{12}$, 用以 0.05 为标准误差的随机函数赋予他们位置误差值, 由此计算每一条链路的节点距离的误差 σ_{dj} , 以及对于一条链路目标在 x_i 位置到发射机距离的误差 σ_{xl} 。其中图 5 所示为的分布, 设置的非涅尔有效半径为 0.25 m, 而超过该半径的点将被舍去。

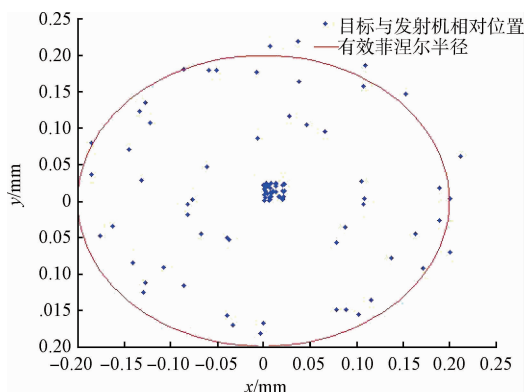


图 5 目标与节点相对位置分布

由图 5 可知, 其中目标到链路距离中, 93 个点有 9 个点超过了有效菲涅尔半径, 将这些点舍去。对于剩下的 84 个点最终将 $\sigma_{bx}, \sigma_{by}, \sigma_{dj}, \sigma_{xl}$ 代入式(10)求每一个点的 RSS

变化量的误差。

4 实验仿真结果分析

为了验证提出方法的有效性,本文进行了实验,收集、分析数据并进行 MATLAB 仿真。实验采用 IEEE802.15.4 标准的 Zigbee 通信网络,通信频率为 2.4 GHz,实时采集无线信号接收强度。实验环境是在一个空旷的操场上,选择一个 5 m×5 m 的区域。实验器材,12 个 CC2530 的传感器节点,4 台电脑收集数据,图 6 所示为 CC2530 传感器节点示意图。12 个传感器依次平行放置于两端采集数据,每个传感器节点相距 1 m,方框表示人所站的位置编号,每个位置之间相距 0.5 m。图 7 所示为实验具体场景布置的示意图,图 8 所示为实验场景模拟图。

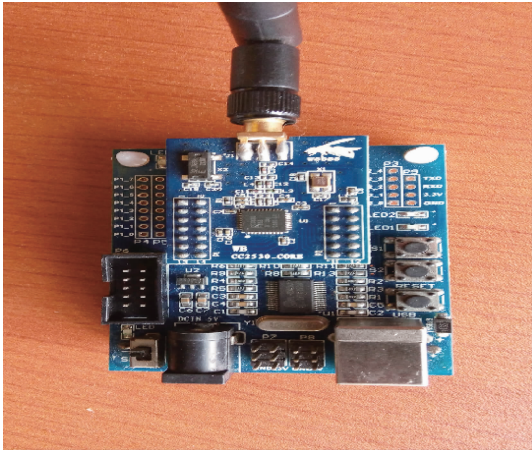


图 6 CC2530 传感器节点示意图



图 7 实验具体场景布置

对建模出的参考指纹库中的指纹结合实际测量情况进行误差修正。经过修正后指纹库的数据与实测数据的偏差如图 9 所示,点表示的是数据在修正之前 ΔRSS 与真实值的误差,圆圈表示的是数据经过修正之后 ΔRSS 与真实值

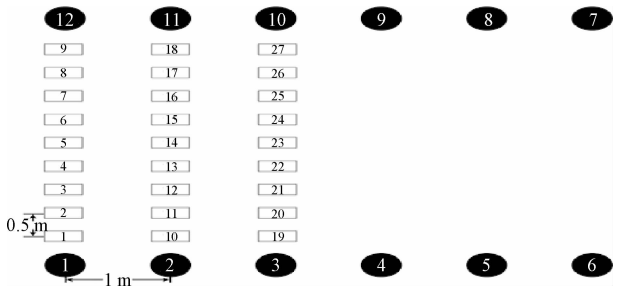


图 8 实验场景模拟

的误差,红色的线为误差线,是由不可控因素导致的环境参量 Δh_0 的标准误差,误差允许范围为 ± 3 dB。因此可以判断,提出的误差修正的方法是有效的。

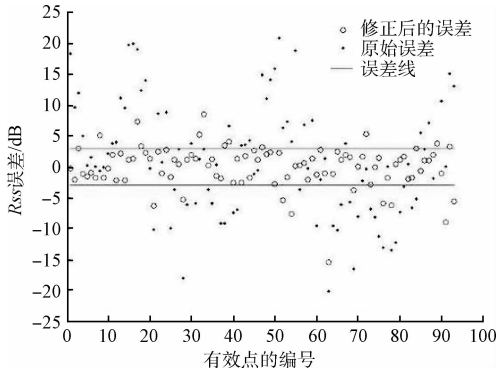


图 9 修正后指纹库的数据与实测数据的偏差

对于每一个链路所对应的目标位置,将计算求得的 $\sigma_{\Delta RSS}$ 代入理论计算值,并与真实值进行比较,如图 10 所示。

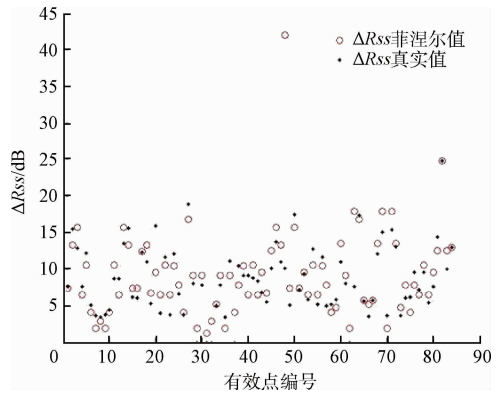


图 10 $\sigma_{\Delta RSS}$ 理论值与真实值的比较

对图 10 中的数据进行统计,如表 1 所示,修正前误差小于误差线的点有 27 个占总体的 29.03%,在修正后有 80 个占总体的 95.23%。从上可知,对指纹库中的 RSS 进行误差修正,准确率大大提升。因此,非训练式指纹库建模能够对指纹的准确度进行保证。

表 1 参考指纹库修正前后数据比较

	有效点数	总点数	准确率/%
数据修正前	27	93	29.03
数据修正后	80	84	95.23

由于定位目标是人体,因此误差的置信范围应由人体的参数来确定。由图 4 人体比例示意图可得知,正常成年人的平均肩宽为 1.6 ft (48.8 cm) 肩膀侧面为 9.5 ft (24.1 cm)。所以可以将一个成年人的身体的碰撞体积看作为直径为 0.5 m 的圆柱,定位误差超过一个身位划分一个等级。因此本实验将定位误差的误差大小划分:高置信范围为 0.5 m,较高置信范围为 1.0 m,中置信范围为 1.5 m,低置信范围>1.5 m。

在本次实验的 27 个参考位置点中,如表 2 所示,误差距离在 1 以内的点有 19 个,误差距离大于 1.5 米的点有 6 个。从表中可以分析出,绝大部分参考点的定位误差是小于 1 m 的。并且 27 个定位位置的平均定位误差为 0.8172 m,超出了高置信范围,但是依然位于较高置信范围之内,而定位标准误差为 0.655 m,略超过一个正常成年人的身位。验证了非训练式指纹库的建立和修正能够为离线阶段在采集指纹库上节约时间和空间的有效性。

表 2 定位目标在 27 个不同位置时,定位误差分布

误差距离/m	0~0.5 m	0.5~1 m	1~1.5 m	>1.5 m
位置点的个数	15	4	3	6

5 结 论

免携带设备定位的出现为紧急救援、医院病护检测提供了可能,其中相关算法的研究在不断深入。本文提出的结合菲涅尔理论的免携带设备定位,针对传统的 RTI 的重构速度慢,指纹库离线阶段训练量大等缺点,采用非训练式指纹库建模的方法,建立参考指纹库,在考虑实际测量误差的范围内,对参考指纹库进行修正。最后用加权 K 最近邻域法实现对目标位置的估计。最后通过仿真讨论该定位算法的性能。仿真结果表明本文提出方法的有效性,并具有一定的研究应用价值。

参考文献

[1] 张震,闫连山,刘江涛. 基于 DV-hop 的无线传感器网络定位算法研究[J]. 传感技术学报, 2011, 24(10): 1469-1472.

[2] 刘凯,方小俊,黄青华. 基于 RTI 双重构的免携带设备目标无线定位[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 25(11): 1539-1542.

[3] AGRAWAL P, PATWARI N. Effects of correlated shadowing: Connectivity, localization, and RF

tomography[C]. International Conference on information Processing in Sensor Networks, 2008: 82-93.

[4] YOUSSEF M, MAH M, AGRAWALA A. Challenges: device-free passive localization for wireless environments[C]. Proceedings of the 13th annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking, 2007: 222-229.

[5] ZHANG D, MA J, CHEN Q, et al. An RF-based system for tracking transceiver-free objects[C]. 5th Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, IEEE, 2007: 135-144.

[6] KOSBA A E, ABDELKADER A, YOUSSEF M. Analysis of a device-free passive tracking system in typical wireless environments[C]. 3rd International Conference on New Technologies, Mobility and Security (NTMS), IEEE, 2009: 1-5.

[7] ELERYAN A, ELSABAGH M, YOUSSEF M. Automatic generation of radio maps for localization systems [C]. Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking, and Services. Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 372-373.

[8] YOUSSEF M. CoSDEO 2016 keynote: A decade later-challenges: Device-free passive localization for wireless environments [C]. IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops, IEEE, 2016:1-2.

[9] ZHANG D, LIU Y, NI L M. Link-centric probabilistic coverage model for transceiver-free object detection in wireless networks[C]. 30th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), IEEE, 2010: 116-125.

[10] 陈祠,牟楠,张晨,等. 基于主成分分析的室内指纹定位模型[J]. 软件学报, 2013, 24(1): 98-107.

[11] MAHFOUZ S, MOURAD-CHEHADE F, HONEINE P, et al. Kernel-based localization using fingerprinting in wireless sensor networks[C]. 14th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), IEEE, 2013: 744-748.

[12] SABEK I, YOUSSEF M. Multi-entity device-free WLAN localization [C]. Global Communications Conference (GLOBECOM), IEEE, 2012: 2018-2023.

[13] ZHANG D, LIU Y, GUO X, et al. Rass: A real-time, accurate, and scalable system for tracking transceiver-free objects[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(5): 996-1008.

(下转第 169 页)