



减轻环境和终端差异影响的无线定位方法

王结太^{1,2}, 官友廉³, 杨小牛², 骆振兴², 于剑标⁴

(1. 嘉兴学院数理与信息工程学院, 浙江 嘉兴 314001;

2. 通信信息控制和安全技术重点实验室, 浙江 嘉兴 314033;

3. 75798 部队, 广东 汕头 515062; 4. 江西信息应用职业技术学院, 江西 南昌 330043)

摘要: 针对传统的基于测距和基于指纹的两大类算法, 分别提出了优化方法, 减轻或规避了环境参数对定位结果的影响, 并通过仿真和实际场景实验进行了比较, 比较对象包括传统的基准算法以及近期的相似工作。实验结果表明了算法的有效性, 与传统的基准算法相比, 定位精度提高了70%左右, 与近期相似工作相比, 定位精度也提高了20%左右, 同时, 环境参数的变化对提出算法的稳定性影响很小。

关键词: 无线定位; 环境多样性; 指纹; 无线传输模型

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020006

Wireless positioning methods for mitigating the influence of environmental and terminal diversity

WANG Jietai^{1,2}, GUAN Youlian³, YANG Xiaoniu², LUO Zhenxing², YU Jianbiao⁴

1. Mathematics Physics and Information Engineering College, Jiaxing University, Jiaxing 314001, China

2. Science and Technology on Communication Information Security Control Laboratory, Jiaxing 314033, China

3. 75798bd, Shantou 515062, China

4. Jiangxi Vocational and Technical College of Information Application, Nanchang 330043, China

Abstract: Two optimization algorithms respectively were proposed according to the traditional two methods based on ranging and fingerprint-based to mitigate or circumvents the influence of environmental parameters on the positioning results and compared traditional benchmark algorithms and recent similar work through simulation and actual scene experiments. The experimental results show the effectiveness of the algorithms: compared with the traditional benchmark algorithms, the positioning accuracy is improved by about 70%, compared with the recent similar work, the positioning accuracy is also improved by about 20%, at the same time, the change of the environmental parameters has little impact on the stability of the proposed algorithm.

Key words: wireless positioning, environment diveristy, fingerprint, wireless transmission model

收稿日期: 2019-07-15; 修回日期: 2019-11-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61572014); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LQ19A010005, No.LY17F030020, No.LQ15F010008); 嘉兴市科技计划资助项目 (No.2015AY11009, No.2016AY13011)

Foundation Items: the Natural Science Foundation of China (No.61572014), Natural Science Foundation of Zhejiang Province of China (No.LQ19A010005, No.LY17F030020, No.LQ15F010008), Science and Technology Program of Jiaxing City of China (No.2015AY11009, No.2016AY13011)

1 引言

随着移动设备的普及和无线网络的爆炸式发展,在室内环境中利用无线网络进行位置估计已经成为一个热门的研究方向。与室外定位系统(如具有视距(LOS)传输路径的全球定位系统(GPS))不同,室内定位面临更为复杂的无线电传播环境,包括多径效应、阴影衰落和时延失真等^[1-2]。

作为室内定位的主流方法之一,基于 Wi-Fi 的定位方法中,由于无线信号强度值 RSSI 很容易获取到,因此基于 RSSI 的定位方法成为流行的低成本解决方案。目前 Wi-Fi 定位方法主要归并为两大类,一类是基于测距的方法,另一类是基于指纹的方法,这两类方法因为 RSSI 的高度依赖,常见的问题就是定位效果受 RSSI 波动影响较大。这些影响一方面来自于因环境差异带来的无线传播模型参数的设置差异,另一方面来自于指纹采集终端和实际待定位终端的差异性。

2 相关工作

尽管 Wi-Fi 定位是一种很有前景的技术,但基于 RSSI 的 Wi-Fi 定位方法存在如下两个关键问题。

2.1 传播模型中的环境影响问题

无线传播模型中的传播参数随着环境的变化而变化,预先知道参数非常困难,尤其是室内环境,在过去几年中,许多研究都集中在如何克服环境变化即传播模型参数变化对定位产生的影响。

基于测距的定位方法中,通常是使用路径损耗模型 RSSI 测量值转换为源节点和接收器之间的距离,然后结合这些距离来推算源节点的位置。如三边定位算法、极大似然法、最小—最大定位法(Min-Max)^[3]算法等,其中 Min-Max 定位算法是一个非常简单的定位方法,在实际使用中因功耗低、计算复杂度小等优点而得以大力推广。

这类算法需要路径损耗模型参数,例如源发射功率和路径损耗指数,这些参数通常被认为是通过校准阶段先验已知的。但是,在未知环境中,事先知道这种路径损耗模型信息是不切实际的。为了解决这个限制,参考文献[4]将路径损耗指数视为未知参数,并与目标节点的未知位置同时进行估计;参考文献[5]利用差分 RSSI 测量来消除传输功率的不确定性。虽然这两种方法都能够补偿路径损耗模型参数中的一个或另一个未知值,但是至少需要已知一个模型参数。在参考文献[6]中,将墙壁在建筑物中的位置作为上下文知识来调整传播模型,最终完成每个 AP 模型参数的调整,但这需要定义 AP 与估计位置之间墙壁信息的过程。在参考文献[7]中,作者将 RSSI 和距离之间的指数关系进行线性近似,使得当发射功率和路径损耗指数都未知时,可以估计源节点的位置,但是该方法的一个很大的缺点是,当几何条件差(需要在 4 个或 4 个以上 AP 测试到 RSSI)时,定位误差相对较大。

参考文献[8]中提出了一种在测距定位方法中在线重新计算传播模型参数的新方法,这是一种简单有效的传播模型自校准算法。实验结果表明,所提出的方法为部分设备带来了显著的精度改进(三星 Galaxy S5 的平均误差提高了 13.88%),同时对部分设备有略微的提高(三星 Galaxy S4 和三星 Galaxy Note 3 的性能提升了大约 5%)。总体来看通用性不够好,提升不够明显。

与本文工作最接近的是参考文献[9],本文后面实验章节的比较对象也包含了参考文献[9]中的工作。在参考文献[9]中,作者提出了一种新的方法,用于在路径损耗模型参数未知的情况下使用接收信号强度进行源节点定位。首先,使用比率方法来消除发射功率不确定性,然后,结合在某些约束下的路径损耗指数的搜索方法,利用线性最小二乘来确定源节点的位置。本文中仿真结果表明,在用于路径损耗模型参数未



知时, 所提出的方法优于其他现成的源节点定位算法, 然而只提供了仿真而没有实际场景实验的结果, 本文在后面补齐了实际场景的实验, 并与之进行了比较。

2.2 指纹定位中的终端多样性问题

传统指纹算法中, 如知名的 RADAR 方法^[10], 通常将采集到的原始 RSSI 值作为指纹记录到离线指纹库中, 以便在在线阶段进行指纹比对, 最终完成位置确认。参考文献[11-13]表明, 即使在相同的位置, 各种 Wi-Fi 设备之间的 RSS 差异也可能超过 25 dBm。参考文献[14-15]的实验显示了类似的结果, 即使这些不同设备是来自同一供应商。这个由异构设备引起的 RSS 变化问题在基于指纹的定位方法中, 会导致定位精度显著降低。

大量相关工作聚焦于提出这个问题的解决方案。参考文献[16-17]中提出了一种使用 RSSI 直方图进行自主校正指纹的方法, 首先, 使用现有的无线地图来创建参考设备的 RSSI 直方图, 随后, 当用户进入建筑物并开始定位时, 在背景中同时记录观察到的 RSSI 值以创建和更新用户设备的直方图, 使用这些 RSSI 直方图来拟合用户和参考设备之间的线性映射, 从而使得用户设备与参考设备不同时的定位精度, 与相同设备时的定位精度相当。但由于存在后台的直方图收集和拟合过程, 带来了不小的开销和性能损耗。

参考文献[18-19]中 Kjaergaard 等利用信号强度比作为指纹, 即双曲线位置指纹 (HLF), 以减少 RSS 指纹匹配中线性偏移的影响, 从而克服硬件差异问题。但由于 Kjaergaard 方法仅近似于线性移位函数中的比率项而没有偏移项, 因此当偏移项相对较大时, 近似误差会增加。因此参考文献[20]提出了一种改进方法, 该方法中不同终端见 RSS 线性关系中同时包括了比率和偏移项。但这两种方法都存在较长的 HLF 指纹学

习过程, 增大了开销和时延, 本文实验部分也验证了这一点。

3 减轻环境和终端差异影响的定位方法描述

3.1 基于测距模型标准化的定位算法

根据以前的研究, 在参考文献[21], 室内无线信号强度与距离之间的关系表示如式 (1):

$$\lg d = \frac{|rss_i| - A}{10 \cdot n} \quad (1)$$

其中, A 是接收器距离发射器 1 m 时的信号强度值, n 的值是固定值, 但与特定室内环境高度相关, rss_i 是在当前位置下接收器采集到的信号强度值, d 是在当前位置下接收器与发射器之间的距离。可将式 (1) 右侧转换为:

$$\frac{|rss_i| - A}{10 \cdot n} = a \times |rss_i| + b \quad (2)$$

其中, $a = \frac{1}{10 \cdot n}$, $b = \frac{-A}{10 \cdot n}$ 均为常数值。

假定有一组数据 rss_i , $i = 1, 2, 3, \dots$, 由式 (1) 可

以得到多个等式: $\lg d_i = \frac{|rss_i| - A}{10 \cdot n}$, $i = 1, 2, 3, \dots$, 将

所有等式左侧的部分记为数组 X : $[\lg d_1, \lg d_2, \lg d_3, \dots]$, 所有等式右侧的部分记为数组 Y :

$[\frac{|rss_{i_1}| - A}{10 \cdot n}, \frac{|rss_{i_2}| - A}{10 \cdot n}, \frac{|rss_{i_3}| - A}{10 \cdot n}, \dots]$, 那么显然对

数组 X 做标准化处理后得到的数据与数组 Y 做标准化处理后的数据是相同的。下面来看对 Y 标准化处理的过程。

由数学期望的性质: 若有随机变量 X , 其期望值由 $E(X)$ 表示, 那么对于任意常数 a 、 b , 有:

$$E(aX + b) = aE(X) + b \quad (3)$$

以及方差的性质: 若有随机变量 X , 其方差由 $D(X)$ 表示, $D(X) = E((X - E(X))^2)$, 那么对于任意常数 a 、 b , 有:

$$D(aX + b) = a^2 D(X) \quad (4)$$

对应标准差为方差的平方根, 即:

$$\sqrt{D(aX+b)} = a\sqrt{D(X)} \quad (5)$$

对数据进行标准化处理的计算方法为:

$$z_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{s} \quad (6)$$

其中, x_i 为原数据, z_i 为标准化后的新数据, $\bar{x}$ 为原数据的平均值, s 为原数据的标准差。

综上, 对数组 Y 做标准化处理, 可结合式 (2) 和式 (6) 得出:

$$\frac{(a \times |rss_{i_i}| + b) - (a \times m + b)}{a \times s} = \frac{a \times (|rss_{i_i}| - m)}{a \times s} = \frac{|rss_{i_i}| - m}{s} \quad (7)$$

其中, m 、 s 分别为数组 Z : [$|rss_{i_1}|$, $|rss_{i_2}|$, ..., $|rss_{i_i}|$, ...] 的均值和标准差, $i=1,2,3,4,\dots$ 。

从式 (7) 可以看出, 对数组 Y 做标准化处理和对数组 Z 标准化处理得到的新数据是相等的, 也就表示对数组 X 做标准化处理后的数据与数组 Z 做标准化处理后的数据是相同的。可以发现在这个过程中消除了 A 和 n , 因此在实际定位过程中, 理论上可以避免 A 和 n 所带来的影响, 即因为环境差异和终端差异带来的定位精度降低的问题。

基于测距模型标准化的定位算法 NRPA, 针对室内无线定位的场景, 利用已经部署的若干无线 AP, 对 Wi-Fi 无线终端进行位置确定, 大致过程描述如下。

输入: 地图上某一终端 (通常由移动终端的无线网卡 MAC 地址标识) 接收到的各个无线 AP 信号强度值。

输出: 终端在地图上的位置坐标 (X_b, Y_t) 。

数据准备: 选取接收到若干个 AP 信号中最强的 3 个 AP 以及对应的 rss_i 值。

算法步骤如下。

步骤 1 根据定位区域范围和信号强度最强

的 3 个 AP 的坐标得到实际进行计算的区。

步骤 2 针对实际需要定位的区域生成与距离相关的矩阵 G , 并对 G 中各个位置元素的数据分别做标准化处理作为指纹数据矩阵, 如图 1 所示, 将定位区域划分为若干个网格, 每个网格中存储的元素为该网格中心点 (X_g, Y_g) 到各个 AP 的距离对数值 (其中距离由欧氏距离公式计算所得)。

步骤 3 对采集到的 3 个最大 rss_i 值做标准化处理后的数据, 与步骤 2 得到的指纹数据矩阵中的每个元素逐一比较。

步骤 4 利用最小二乘法求得指纹数据矩阵中与标准化处理后的 rss_i 值最为接近的位置坐标点, 即为终端的坐标点 (X_b, Y_t) 。

需要注意的是, 该算法中需要用到数据组的均值和方差, 因此网格矩阵中的各网格元素至少需要保存 3 个距离对数值, 否则由于两个数据的数据组不存在方差的差异, 那么会导致每个网格中数据组的标准化结果都一样, 定位比较时无法区分, 因此就要求保证能采集到 3 个以上 AP 的信号强度值。

图 1 给出了一个具体的示例。假设在 10×10 的定位区域中, 有 3 个接入点 AP_A : (1, 10), AP_B : (1, 1), AP_C : (10, 6), 一个终端 M 位置待确定, 生成的矩阵 G 如图 1 所示。假设终端 M 能接受到 3 个 AP 的信号强度值分别为: rss_{i_A} 、 rss_{i_B} 、 rss_{i_C} , 对该组数据按式 (6) 进行标准化处理得到测试数据: $n_rss_{i_A}$ 、 $n_rss_{i_B}$ 、 $n_rss_{i_C}$ 。将 G 中每个位置元素中的数据同样进行标准化处理得到新的数据: n_d_A 、 n_d_B 、 n_d_C , 每个位置元素得到新的数据组合成一个指纹数据矩阵, 然后计算测试数据与指纹矩阵中各个数据的距离, 对距离进行排序后选取距离最小的一个点作为定位结果, 采用 k 最近邻 (kNN) 分类算法, 在 $k=1$ 的情况下求得并确定对应网格, 其坐标即该移动终端的位置坐标。可形式

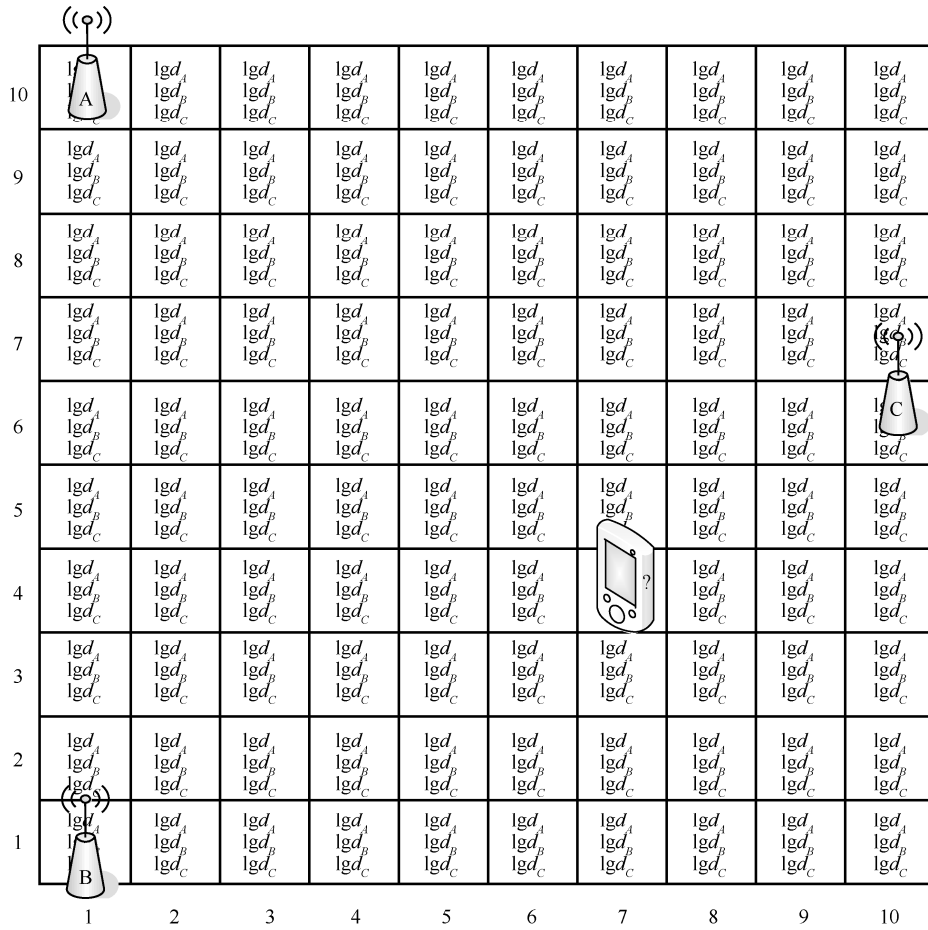


图1 定位空间生成的矩阵图示例

化表示为:

$$\min[\sqrt{\sum_k^{[A,B,C]}(n_rssi_k - n_d_k)^2}] \quad (8)$$

3.2 标准化指纹定位算法

传统指纹算法中,通常将采集到的原始 RSSI 值作为指纹记录到离线指纹库中,以便在实时定位阶段进行指纹比对,最终完成位置确认。针对不同终端带来的 RSSI 变化问题,相关工作中提到的改进方法,大多是通过拟合或学习来减轻用户设备与参考设备的无线地图的差异,从而改进指纹定位效果,这个拟合或学习过程会带来一定的时间成本和性能损耗。本文提出的加权指纹算法,不再采用原始的 RSSI 值,而改用标准化后的指纹,在几乎不带来额外消耗的前提下达到了减轻设备差异影响的效果。

在整个定位的过程中包含两个部分,分别是生成指纹数据库和利用指纹数据库进行定位运算。

生成指纹数据库过程如下。

步骤 1 确定计算的测试区域,将区域划分为若干个网格,即生成点位信息。

步骤 2 依次在每个点位上利用同一个手机终端采集不同 AP 收到的手机终端 $rssi_i$ 的数据,每个点位可以得到一组 $rssi_i$ 信息 $\{rssi_{i_1}, rssi_{i_2}, \dots, rssi_{i_n}\}$, 计算该组各个 $rssi_i$ 所占整个组中的权重即

$$\left\{ \frac{rssi_{i_1}}{\sum_{i=1}^n rssi_{i_1}}, \frac{rssi_{i_2}}{\sum_{i=1}^n rssi_{i_2}}, \dots, \frac{rssi_{i_n}}{\sum_{i=1}^n rssi_{i_n}} \right\}, \text{ 每个点位都能得到}$$

这样的一组数据。

步骤 3 在完成所有点位的数据采集后,生成整个区域的无线射频地图 (radio map), 由此得到了该区域的离线指纹数据库。

利用指纹数据库进行定位计算过程如下。

步骤 1 需要被定位到的手机终端采集来自各 AP 的 rss_i 信号, 得到一组 rss_i 信息。

步骤 2 对 rss_i 进行权重化处理 ($S=\text{RSSI}/\Sigma \text{RSSI}$)。

步骤 3 利用 kNN 算法与指纹数据库进行比对, 得到距离最小的位置信息。

步骤 4 通过 kalman 滤波算法对点位进行平滑, 最终输出定位结果到定位数据库中。

大致示意如图 2 所示。

下面来分析标准化指纹算法带来的好处。取 rss_i 元组 T , 由距离公式的推导式:

$$|\text{rss}_i| = 10n \lg d + A \quad (9)$$

可得到 T 中第 i 个元素 $p_i = a \cdot s_i + b$, 其中, $a=10n$ 、 $b=A$ 、 $s_i=\lg d$, 均为任意实数, 见表 1^[21], n 的取值在 1.4~5.4 之间, 因此 $a \in [14, 54]$, $b \in [30, 55]$ 。

表 1 不同环境参数 A 和 n 的大致取值

环境	A/dBm	n
办公室	39.0~50.5	1.4~2.5
楼道走廊	35.0~38.2	1.9~2.5
巷子	44~48.7	2.1~3.0
公园	32.7~36.0	2.7~3.4
楼梯/阳台	33.5~44.2	1.4~2.4
海边沙滩	37.5~40.8	3.8~4.6
草地	33.2~36.4	3.0~3.9
竹林	35.2~38.2	4.5~5.4
石头墙	37.2~41.5	3.3~3.7
栅栏	34.5~38.2	4.6~5.1
大院子	34.2~39.0	2.8~3.8

现选取两个 RSSI 元组 T_1 、 T_2 , 其中, T_1 中的 RSSI 元素的绝对值满足式 (10):

$$|\text{rss}_i| = 25s + 20 \quad (10)$$

T_2 中的 RSSI 元素的绝对值满足式 (11):

$$|\text{rss}_i| = 15s + 30 \quad (11)$$

从图 3 中可以发现 a 、 b 的不同会导致 $|\text{rss}_i|$ 的大小关系不同, 所以采用 RSSI 值作为指纹来进行位置搜索匹配, 一旦 a 、 b 的值发生变化, 每个无线 AP

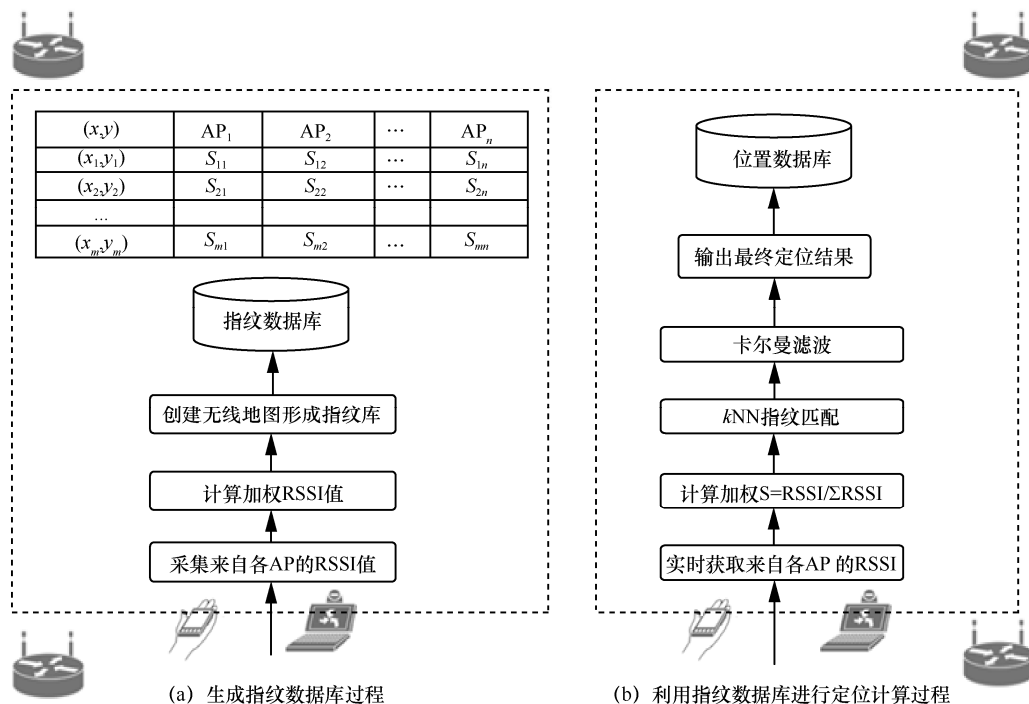


图 2 NFPA 算法原理



对应的 RSSI 值的大小关系均会发生变化,那么在指纹匹配过程中就会出现较大的误差,而使用加权指纹则能够在一定程度上减轻 a 、 b 值变化所带来的影响。

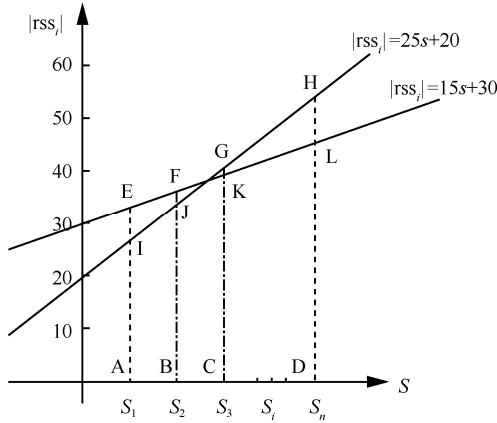


图3 RSSI 和参数 A/n 相对关系示意图

以 $T_1: |rss_i| = 25s + 20$ 为例, s_1 所对应 AP 得到 $|rss_i|$ 值 I 点和 s_n 所对应 AP 得到 $|rss_i|$ 值 H 点与横坐标形成了一个直角梯形,中间的 s_i 所对应 AP 得到 $|rss_i|$ 值都是大于 I 点的值且小于 H 点的值,计算每个 AP 所得 RSSI 值在所有 AP RSSI 之和的比重,可以得出大小关系:

$$\frac{AI}{A_i + BJ + CK + \dots + DH} < \frac{BJ}{A_i + BJ + CK + \dots + DH} < \frac{CK}{A_i + BJ + CK + \dots + DH} < \frac{DH}{A_i + BJ + CK + \dots + DH} \quad (12)$$

可以很容易发现即使 a 、 b 的值在其范围内任意改变,每个对应 AP 的 RSSI 值经过该加权计算后,对应的大小关系都没有发生变化,因此加权 RSSI 仍然可以作为位置相关的特征标识,用于位置确定。

3.3 定位算法中的卡尔曼滤波算法

为了减小定位结果的抖动,考虑在上述两种算法中均引入卡尔曼滤波进行平滑处理,根据定位算法计算出当前观测坐标和误差,同时结合上一时刻通过卡尔曼算法计算得到的预测位置,进行加权平均作为最终的定位结果。其中权值的大小取决于观测位置和预测位置的不确定程度,这也是卡尔曼滤

波方法中比较突出的部分,将这个不确定性即误差纳入计算,误差独立存在,始终不受测量数据的影响,包括预测误差和测量误差两种,统称为噪声。

具体的卡尔曼滤波步骤大致如下。

步骤 1 由 $k-1$ 时刻的最优位置点 $\hat{x}_{k-1}$ 去预测 k 时刻系统的状态值(位置点) $\hat{x}_k$:

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (13)$$

步骤 2 由 $k-1$ 时刻的误差协方差 P_{k-1} 和过程噪声 Q 预测新的误差 P_k :

$$P_k = AP_{k-1}A^T + Q \quad (14)$$

步骤 3 计算卡尔曼增益:

$$K_k = P_k H^T (HP_k H^T + R)^{-1} \quad (15)$$

步骤 4 进行校正更新:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K_k(y_k - H\hat{x}_k) \quad (16)$$

此时 $\hat{x}_k$ 即 k 时刻的最优位置点,最终的卡尔曼滤波结果。

步骤 5 为下一步估计 $k+1$ 时刻的最优位置点的迭代进行更新操作,即更新 P_k 值:

$$P_k = (I - K_k \cdot H) \cdot P_k \quad (17)$$

式(13)~式(17)中的参数如下。

$\hat{x}_k$: k 时刻的状态,表现形式: $[p_z, p_y, v_x, v_y]^T$ 。

A : 状态转移矩阵,和具体的线性系统相关,考虑到是匀速运动,会有 $p_{x_k} = p_{x_{k-1}} + \Delta k \cdot v_{x_{k-1}}$ 、 $p_{y_k} = p_{y_{k-1}} + \Delta k \cdot v_{y_{k-1}}$ 、 $v_{x_k} = v_{x_{k-1}}$ 、 $v_{y_k} = v_{y_{k-1}}$, 故对应

$$\text{的 } A \text{ 一般取: } \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta k & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta k \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

- u_k : k 时刻对外界系统的作用,模拟匀速运动,一般取 0。
- B : 输入控制矩阵,外界的影响如何转化为对状态的影响,模拟匀速运动,一般取 0。
- P_k : 误差矩阵,移动终端在某一状态的协方差矩阵,刚开始需要初始化。

- Q : 预测噪声协方差矩阵, 外界环境因素的噪声。
- R : 测量噪声协方差矩阵, 定位方法计算坐标所产生的噪声。
- H : 观测矩阵, 可在限定范围内随机输入, 经过几次之后会趋于稳定, 需要进行初始化。
- k_k : k 时刻的卡尔曼增益, 不需要进行初始化。
- y_k : k 时刻的观测值, 即定位算法下得到的位置点, 观测值。

若 Q 的元素远大于 R 的元素, 则预测噪声大, 从而更相信观测值, 这样可能使得卡尔曼滤波结果与观测值基本一致; 反之, 则更相信预测, 卡尔曼滤波结果会表现得比较规整和平滑; 若二者接近, 则滤波结果介于前面两者之间, 根据实际实验效果看缺乏实际使用价值。在本文中卡尔曼滤波算法中 $R \gg Q$ 。

4 实验结果与分析

实验包括仿真和实际环境测试。测试比较的算法包括 6 种算法: 参考文献[3]中的 Min-Max 算法、参考文献[6]中的 RADAR 算法、参考文献[9]中的方法记为 Ratio&Search, 参考文献[20]中的双曲线指纹记为 HLF-Common, 本文提出的基于标准化测距的方法 NRPA、基于标准化指纹的方法 NFPA。

在仿真实验中, 构建了一个仿真空间, 空间内部包括若干个 AP 和一个终端, 预置好环境参数 A 和 n 。当 AP 探测到终端时, AP 上会生成一个仿真的 RSSI 数据, 该数据通过前文的转换公式计算得到, 并在该值的基础上添加了一个基于正态分布 $N(0,5)$ 的随机值和固定的偏移值(偏移值默认为 0)。

为了减少其他因素带来的误差, 仿真环境设置了一个长为 20 m、宽为 20 m 的测试空间, 该空间以左下角为(0, 0)点建立直角坐标系。在测试空间中部署了 4 个 AP, 对应的坐标分别为(5, 5)、(5, 15)、(15, 15)、(15, 5)。考虑到平常人走一步的距离平均为 0.5 m, 可以认为仿真过程中只需要对

0.5 m 为间隔的数据进行模拟测试是一个比较合理的值, 在需要离线采集过程的算法中, 离线指纹库的坐标也以 0.5 m 为步长进行采集或者计算。

为了评估算法效果, 实验进行了两类评估, 一类是判断所有点位(以 0.5 m 为步长)的定位精度, 如图 4 所示的位置点。另一种是生成一条随机路径, 该路径起始点为测试空间中任意一个点, 每次移动, 都会往随机的一个方向前进一定距离, 该距离满足均值为 0.5、方差为 0.05 的正态分布, 总共移动 500 次, 得到 500 个真实坐标点, 最后计算这条路径上各个点的定位精度情况, 如图 5 所示。仿真实验不包括 HLF-Common 算法, 因为该算法需要为不同类型终端建立双曲线关系指纹, 在仿真中不易实现, 因此放在后续的实际环境中比较分析。

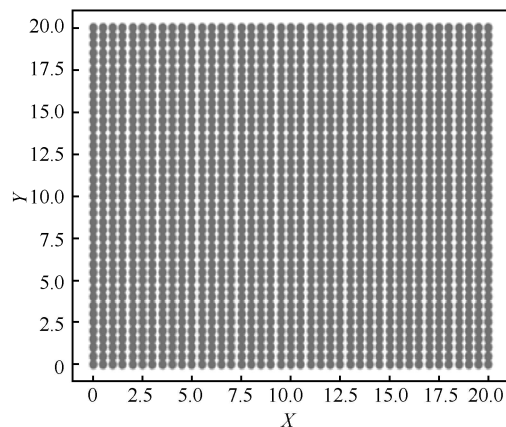


图 4 仿真场景 1_定位区域的所有定位点

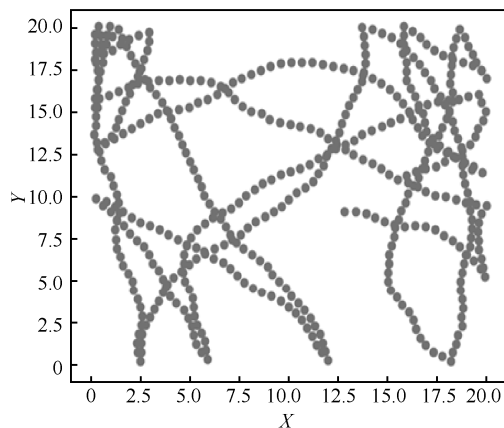


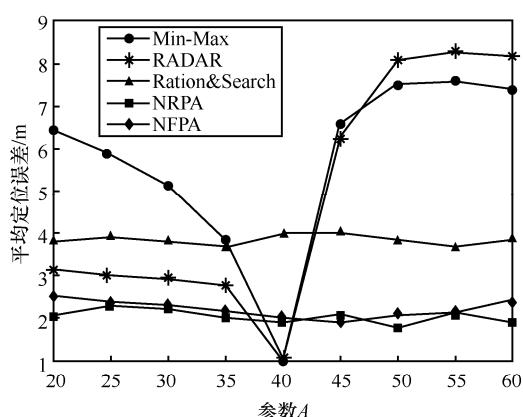
图 5 仿真场景 2_随机路径中的所有定位点



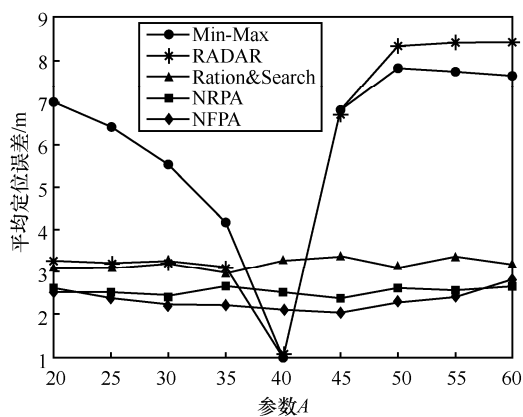
4.1 在 n 不变的情况下, A 变化对定位算法的平均定位误差影响

本实验主要模拟 n 相同 ($n=2.2$) 的情况下, 对 A 为 20、25、30、35、40、45、50、55、60 在各个算法下的平均定位误差比较。

图 6 和图 7 分别给出了上面提到的两种场景的定位效果比较, 即对全部仿真空间内的选定点进行计算 (如图 6 (a) 所示) 以及对生成随机路径上的选定点进行坐标计算 (如图 6 (b) 所示)。



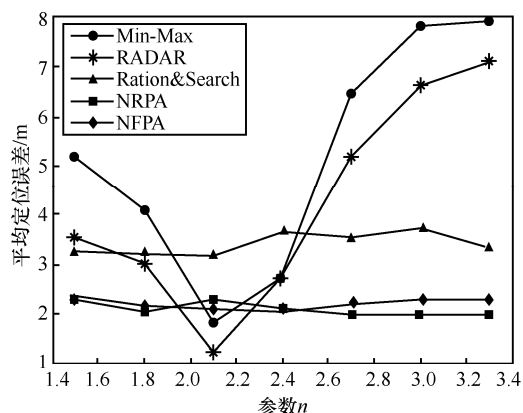
(a) 参数 A 对平均定位误差的影响 (随机路径)



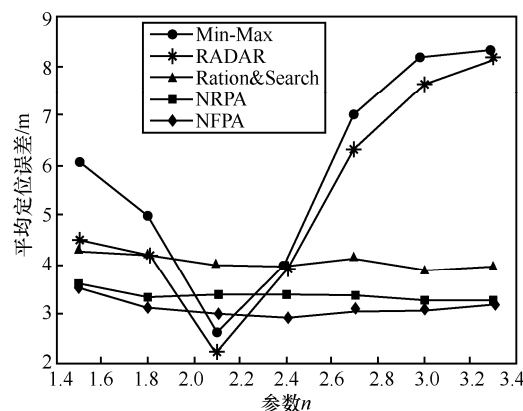
(b) 参数 A 对平均定位误差的影响 (全部点位)

图 6 参数 A 和平均定位误差的关系

从图 5 和图 6 中可以看出传统的指纹定位算法 RADAR、传统的基于测距的算法 Min-Max 平均定位误差随着 A 的变化而变化, 且变化幅度较大, 而 Ratio&Search、NFPA 和 NRPA 算法的变化幅度比较小, 这个表现和预期一致。



(a) 参数 n 对平均定位误差的影响 (随机路径)



(b) 参数 n 对平均定位误差的影响 (全部点位)

图 7 参数 n 与平均定位误差的关系

因为 RADAR 和 NFPA 算法的离线指纹库都是在 $A=40$ 的情况下得到的, 其中 NFPA 算法通过 RSSI 的加权处理, 与离线数据库中经过加权计算后的数据进行对比, 在一定程度上消除了 A 带来的影响。另外, Min-Max 算法对需要测试的 RSSI 数据利用距离公式计算距离, 实验中距离公式中使用的 A 为固定值 40。从图 6 中可以看出, 当 $A=40$ 的情况下对应的平均定位误差是最小的, 且在这 5 种算法中的定位效果都是相当不错的, 但也说明只有当需要定位的移动设备的型号或者接收频率跟测试得到离线数据库的移动设备相同时, 用 RADAR 算法才是比较可靠的; 而由于 Ratio&Search、NRPA 算法并没有使用到 A , 所以在使用该算法的时候, A 的改变并不会太会影响这个算法所得到的数据。同时从图 6 (b) 中可以看出 NRPA 由于算法的

有效性,比 Ratio&Search 方法的定位精度有了一定的提升,约 27%。

4.2 在 A 相同的情况下, n 变化对定位算法的平均定位误差影响

该实验主要模拟在 A 相同 ($A=40$) 的情况下,在 n 为 1.5、1.8、2.1、2.4、2.7、3.0、3.3 对各个算法的平均定位误差进行比较。和上一个实验相同,这里也分别针对两种情况进行了仿真模拟(如图 7 所示)。

可以看出 Min-Max 和 RADAR 算法的平均定位误差随着 n 的变化其变化幅度比较大,且 n 越靠近产生离线数据库所采用的 n 时,其定位误差越小。而 Ratio&Search、NFPA 和 NRPA 算法虽然随着 n 的变化定位误差也会变化,但相对而言变化幅度较小。

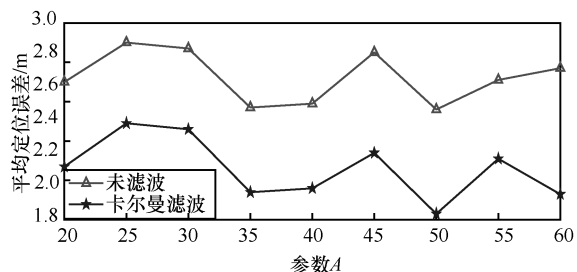
这两个实验的效果表明 Ratio&Search 以及本文提出的 NFPA 和 NRPA 算法通过前文所述机制确实减轻了对参数 A 和 n 变化带来的影响,保证了定位效果的平滑性,从定位精度的绝对平均值来看,与传统算法 Min-Max 和 RADAR 比较大致提高了 70%左右,与近期相关工作中的 Ratio&Search 算法比较,提高了 20%左右。

4.3 卡尔曼滤波带来的效果

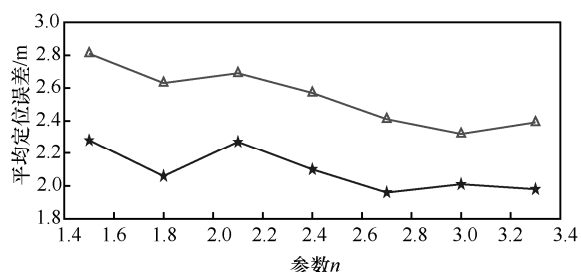
该实验主要验证卡尔曼滤波对定位算法带来的效果,针对 NFPA 和 NRPA 两种算法展开验证,在前述实验基础上移除卡尔曼滤波再进行仿真,并比较使用卡尔曼滤波和移除卡尔曼滤波前后的定位结果差异。运行结果如图 8 和图 9 所示,分别给出了卡尔曼滤波对 NRPA 和 NFPA 两种算法在不同 A 、 n 取值下的影响。

从图 8 可以看出,卡尔曼滤波对 NRPA 算法的影响一直是正面的,即在参数 A 和 n 不同取值下都对定位精度有了一定的提升,大致改进了 20%左右。而从图 9 可以看出,卡尔曼滤波对 NFPA 的影响随着 A 和 n 不同取值,既有正面影响也有负面影响,因此需要根据具体情况来确定

是否使用卡尔曼滤波。总体而言,使用卡尔曼滤波后,NFPA 的定位效果随着 A 和 n 的变化,定位精度的变化表现得更为平滑。

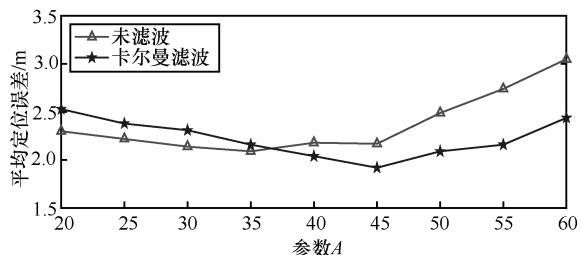


(a) NRPA应用卡尔曼滤波的效果(参数 A 及定位误差)

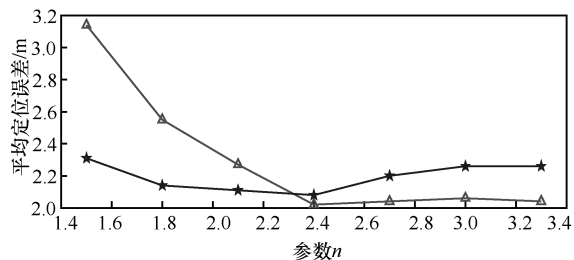


(b) NRPA应用卡尔曼滤波的效果(参数 n 及定位误差)

图8 NRPA算法应用卡尔曼滤波前后的平均定位误差表现



(a) NFPA应用卡尔曼滤波的效果(参数 A 及定位误差)



(b) NFPA应用卡尔曼滤波的效果(参数 n 及定位误差)

图9 NFPA算法应用卡尔曼滤波前后的平均定位误差表现

4.4 实际场景实验

一方面,为了验证 NRPA、NFPA 算法在实际场景的表现,即复杂环境的可用性和算法改进效果;另一方面,由于 HLF-Common 算法需要使用不同型号手机,建立信号强度的比率关系,通过



仿真实验不容易实现,故第 4.1~4.3 节未考虑和 HLF-Common 的比较,所以该实际场景的实验同时完成本文提出的指纹类方法 NFPA 和相关工作中 HLF-Common 的比较。

本部分实验使用了浙江省某大型博物馆的大规模无线环境,选取了其中的一个展馆(约 50 m × 25 m),该空间内部署了 11 个 AP,型号是华为 AP 4030,如图 10 所示的楼层和 AP 部署图。终端采用 3 种不同型号,小米 9、华为 P20 和 iPhone 7。测试过程主要包括两个方面。

(1) 兴趣区域(area of interest, AOI)停留的检测

该实验针对两种指纹类算法,一是本文提出

的 NFPA,一是 HLF-Common,在使用同样机制使用小米 9 手机完成离线指纹后,再持上述 3 种不同型号手机终端,验证定位系统识别出用户所处兴趣区域的成功率,经过 1 天内不同时段 200 次的识别,统计出系统对 AOI 的识别正确率。

(2) 随机行走的实时定位

用户按照事先设计路线行走,一方面,在路线点位设定位置打点标记,并与系统实时输出位置比较,评价准则使用估计位置的欧氏距离误差;另一方面,通过程序记录延时,从收到 AP 发送的 RSSI 数据,到系统计算出定位结果的时间。

统计结果见表 2。

从表 2 的统计数据可以看出,兴趣点的识别



图 10 实际场景实验地图及 AP 部署情况

表 2 实际场景实验统计结果

算法	AOI 识别成功率 (全部)	AOI 识别成功率 (同型号终端)	AOI 识别成功率 (不同型号终端)	平均定位误差/m	平均定位时延/s
NRPA	非指纹方法未进行	非指纹方法未进行	非指纹方法未进行	3.62	1.32
Ratio&Search	非指纹方法未进行	非指纹方法未进行	非指纹方法未进行	4.58	1.30
NFPA	91% (182/200)	95.7% (67/70)	88.5% (115/130)	3.79	1.72
HLF-Common	84.5% (169/200)	97.1% (68/70)	77.7% (101/130)	4.11	2.58

方面, 总体来看(表 2 第 2 列), NFPA 比 HLF-Common 准确度提高了 6.5%左右, 实验过程可以看出, 在采集指纹和实时定位时使用终端一致时, 两者表现都很好(表 2 第 3 列), 但在针对与离线指纹采集不同型号终端位置识别时, NFPA 表现更好(表 2 第 4 列), 识别成功率比 HLF-Common 高了 11%左右。

同时, 表 2 给出了 4 种算法的整体平均定位误差和平均定位时延的表现, 整体看, 实际定位精度的表现均不如仿真实验, 这是因为实际场景 AP 的部署密度和环境复杂性带来的。其中 NRPA 表现最佳, 定位精度比 Ratio&Search 方法提高了 21%左右, 并且时延表现基本未受到损害。定位精度 NFPA 比 HLF-Common 方法虽然仅提高了 7%左右, 但 NFPA 由于不需要 HLF-Common 中针对不同型号终端指纹的生成过程, 时延表现有很大的改善, 降低了 33%左右。

5 结束语

综上所述, 本文提出的算法, 不管是基于指纹的 NFPA 还是基于测距的 NRPA, 与传统的指纹算法和测距算法以及最近的相似工作相比, 定位精度都得到了一定的提高。最关键的是, 提出的算法非常好地减轻了物理环境和移动终端变化对定位精度带来的影响, 定位结果的准确度和稳定性都受益于新的定位算法。另外, 针对卡尔曼滤波的效果, 发现了一个有趣的现象, 即不是所有情况滤波都有好的效果。

值得提出的是, 因为引入了加权指纹和数据标准化的计算过程, 因此运行速度受到了一定的影响, 这会带来一定的计算负载, 直接表现在算法运行时 CPU 占用率会有所增加, 如何进一步优化算法的复杂度, 是下一步需要进行的工作。

参考文献:

[1] LIU H, DARABI H, BANERJEE P, et al. Survey of wireless

- indoor positioning techniques and systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2007, 37(6): 1067-1080.
- [2] WANG X, MAP S, PANDEY S, et al. CA2T: cooperative antenna arrays technique for pinpoint indoor localization[J]. Procedia Computer Science, 2014(34): 392-399.
- [3] ZANCA G, ZORZI F, ZANELLA A, et al. Experimental comparison of RSSI-based localization algorithms for indoor wireless sensor networks[C]//The 4th Workshop on Real-world Wireless Sensor Networks, April 1, 2008, Glasgow, Scotland. New York: ACM Press, 2008: 1-5.
- [4] LI X. RSS-based location estimation with unknown pathloss model[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2006, 5(12): 3626-3633.
- [5] LIN L, SO H C, CHANY T. Accurate and simple source localization using differential received signal strength[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(3): 736-743.
- [6] BARSOCCHI P, CHESSA S, FERRO E, et al. Context driven enhancement of RSS-based localization systems[C]//2011 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), June 28-July 1, 2011, Kerkira(Corfu), Greece. Piscataway: IEEE Press, 2011: 463-468.
- [7] KOO J, CHA H. Localizing Wi-Fi access points using signal strength[J]. IEEE Communications Letters, 2010, 15(2): 187-189.
- [8] ANAGNOSTOPOULOS G G, DERIAZ M, KONSTANTAS D. Online self-calibration of the propagation model for indoor positioning ranging methods[C]//2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), October 4-7, 2016, New York, USA. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [9] XU Y, ZHOU J, ZHANG P. RSS-based source localization when path-loss model parameters are unknown[J]. IEEE communications letters, 2014, 18(6): 1055-1058.
- [10] BAH I P, PADMANABHAN V N. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system[C]//Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, March 26-30, 2000, Tel Aviv, Israel. Piscataway: IEEE Press, 2000.
- [11] KAEMARUNGSI K, KRISHNAMURTHY P. Modeling of indoor positioning systems based on location fingerprinting[C]//IEEE Infocom 2004, March 7-11, 2004, Hongkong, China. Piscataway: IEEE Press, 2004.
- [12] KAEMARUNGSI K, KRISHNAMURTHY P. Properties of indoor received signal strength for WLAN location fingerprinting[C]//The First Annual International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Networking and Services, August



- 22-26, 2004, Boston, Massachusetts, USA. Piscataway: IEEE Press, 2004: 14-23.
- [13] KAEMARUNGSI K. Distribution of WLAN received signal strength indication for indoor location determination[C]//2006 1st International Symposium on Wireless Pervasive Computing, January 16-18, 2006, Phuket, Thailand. Piscataway: IEEE Press, 2006.
- [14] HOSSAIN A K M M, VAN H N, JIN Y, et al. Indoor localization using multiple wireless technologies[C]//2007 IEEE International Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems, October 8-11, 2007, Pisa, Italy. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [15] HOSSAIN A K M M, VAN H N, SOH W S. Utilization of user feedback in indoor positioning system[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2010, 6(4): 467-481.
- [16] LAOUDIAS C, PICHE R, PANAYIOTOU C G. Device signal strength self-calibration using histograms[C]//2012 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), November 13-15, 2012, Sydney, Australia. Piscataway: IEEE Press, 2012: 1-8.
- [17] LAOUDIAS C, PICHE R, PANAYIOTOU C G. Device self-calibration in location systems using signal strength histograms[J]. Journal of Location Based Services, 2013, 7(3): 165-181.
- [18] KJRGAARD M B, MUNKC V. Hyperbolic location fingerprinting: a calibration-free solution for handling differences in signal strength (concise contribution)[C]//2008 Sixth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom), March 17-21, 2008, Hongkong, China. Piscataway: IEEE Press, 2008: 110-116.
- [19] KJRGAARD M B. Indoor location fingerprinting with heterogeneous clients[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2011, 7(1): 31-43.
- [20] TSUIA W, CHUANG Y H, CHU H H. Unsupervised learning for solving RSS hardware variance problem in WiFi localization[J]. Mobile Networks and Applications, 2009, 14(5): 677-691.
- [21] RAPPAPORT T S. Wireless communications: principles and practice[M]. New Jersey: Prentice Hall PTR, 1996.

[作者简介]



王结太(1982-), 男, 博士, 嘉兴学院数理与信息工程学院副教授、通信信息控制和安全技术重点实验室工程师, 主要研究方向为通信信号处理、无线传感器网络、无线定位等。



官友廉(1982-), 男, 75798 部队工程师, 主要研究方向为装备科研。



杨小牛(1961-), 男, 中国工程院院士, 通信信息控制和安全技术重点实验室首席科学家、博士生导师, 主要研究方向为软件无线电、通信信号处理、电子对抗。



骆振兴(1983-), 男, 通信信息控制和安全技术重点实验室高级工程师, 主要研究方向为通信信号处理、电子对抗。



于剑标(1982-), 男, 江西信息应用职业技术学院副教授, 主要研究方向为智能网络计算。