

# 一种基于 Voronoi 图和朴素贝叶斯的室内定位无线地图构建方法\*

杨雨浓<sup>1</sup>, 何春蓉<sup>2</sup>, 郭松涛<sup>2</sup>

(1. 重庆师范大学 教务处, 重庆 401331; 2. 西南大学 电子信息工程学院, 重庆 400715)

**摘要:**室内无线定位以其低成本、高普适性等优点成为用户定位研究领域的热点,针对现有基于位置指纹数据库的室内无线定位算法,因室内环境复杂存在定位精度低、数据通信能耗大等问题,提出一种 Voronoi 图和朴素贝叶斯定位相结合进行无线地图(指纹数据库)构造的算法模型。首先,建立两级校准点模型,一级校准点为预先选择且进行收集 RSSI(Received signal strength indicator)样本,在此基础上通过无线传播模型计算得到二级校准点;然后,对无线地图进行 Voronoi 区域生成,每个 Voronoi 图包含一个一级校准点和多个二级校准点;最后,在匹配得到的 Voronoi 区域内运行朴素贝叶斯算法,获得定位目标的估计位置。实验结果表明,提出的算法模型能降低收集 RSSI 数据的成本,同时提高目标定位精度,具有一定的应用价值。

**关键词:**室内定位;位置指纹;朴素贝叶斯;Voronoi 图;无线地图

**中图分类号:**TN925

**文献标志码:**A

**文章编号:**1672-6693(2016)04-0110-08

近年来,随着移动通信、无线网络技术和普适计算的快速发展,基于位置的服务(LBS)在人们日常生活中具有很重要的地位,而确定用户实时位置则成为实现这些服务的前提条件。由于在室内 GPS 信号较弱甚至无法接收,而智能设备在数码时代又被广泛使用,因此使用 WIFI 进行室内定位的研究成为热点。

目前,基于位置指纹的室内定位技术由于其成本低、布置方便、无需知道接入点位置以及不需要额外的硬件支持等优点,在学术界和工业界都受到了广泛的关注。基于位置指纹的室内定位技术主要来源于数据库技术<sup>[1]</sup>,其核心的步骤是对位置指纹数据库进行操作,即将移动目标的特征值与位置指纹数据库进行对比,匹配程度最高者作为定位目标的位置。它的操作过程主要分为两个阶段:离线阶段和在线阶段。离线阶段主要是选择合适的实验区域,部署参考点和建立指纹数据库;在线阶段主要是获取移动用户的实时 RSSI 值,并通过特定的室内定位算法来计算得到待测目标所在的位置信息。该位置信息可以是二维坐标,也可以是地理信息。

## 1 基于位置指纹的室内定位

### 1.1 接收信号的处理

1.1.1 接收信号强度的性质 在室内很难预测无线信号的强度,是因为室内的复杂环境如多径、反射、衍射和散射,这些条件很大程度的影响到 RSSI 值的稳定性以及定位的性能。

在测量 RSSI 值的过程中,若一个移动用户携带一个具有无线网卡的设备接近天线,那么所测量的 RSSI 值很容易被一些因素所影响,如身体的遮挡,移动用户对天线的方向,这些因素都会在一定程度上减弱信号强度。从统计特性方面,由于其中值、均值和模态的相似性,因此认为 RSSI 值是服从对数正态分布的。但是,由于无线传播的复杂性,仍然很难对精确的 RSSI 分布进行建模。因此,在本研究中采用的信号传播模型为对数距离路径损耗模型,此模型遵守对数距离法则如下:

$$P(d) = P_0 - 10 \alpha \log\left(\frac{d}{d_0}\right), \quad (1)$$

其中,功率  $P(d)$ (单位 dB)表示在距离  $d$  处从接入点(AP)接收的功率,且是在参考距离  $d_0$  处的传输功率  $P_0$  的

\* 收稿日期:2016-06-13 网络出版时间:2016-07-07 16:34

资助项目:重庆市科委资助项目(No. cstc2013kjrc-qncr40001;No. cstc2013jcyjA80013)

作者简介:杨雨浓,男,博士生,研究方向为机器学习、人工智能,E-mail: yanghong@cqu.edu.cn;通信作者:郭松涛,教授,E-mail: 413748149@163.com

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20160707.1634.044.html>

函数。衰减率  $\alpha$  为路径损耗指数,此值是由环境及建筑物类型决定。在自由空间中,该指数  $\alpha$  一般为 2,而在复杂环境中一般值在 4~5 之间。因此选择一个合适的参数能够有效减少室内定位的误差。

1.1.2 高斯滤波 由于 RSSI 值对于环境的敏感性,因此为了得到相对稳定的值,一般会对多次收集到的信号强度值作均值处理。但是,RSSI 值会根据室内环境的复杂度而发生变化,因此,对 RSSI 值做高斯滤波很有必要,此操作的目的是为了获得一组相对平滑的 RSSI 值以提高稳定性。图 1 直观地描述了 RSSI 值在高斯滤波前后的变化。从图 1a 可以看出 RSSI 值确实很容易受到室内环境影响,且会随着时间剧烈波动。在采样过程中,不失一般性,笔者在距离接入点 1 m 处每隔 3 s 收集一次 RSSI 值,总共测试的 RSSI 值数量为 200。从图 1b 中也可以看出通过高斯滤波后,RSSI 值变得平滑且大多处于 -50 dBm 到 -45 dBm 之间。

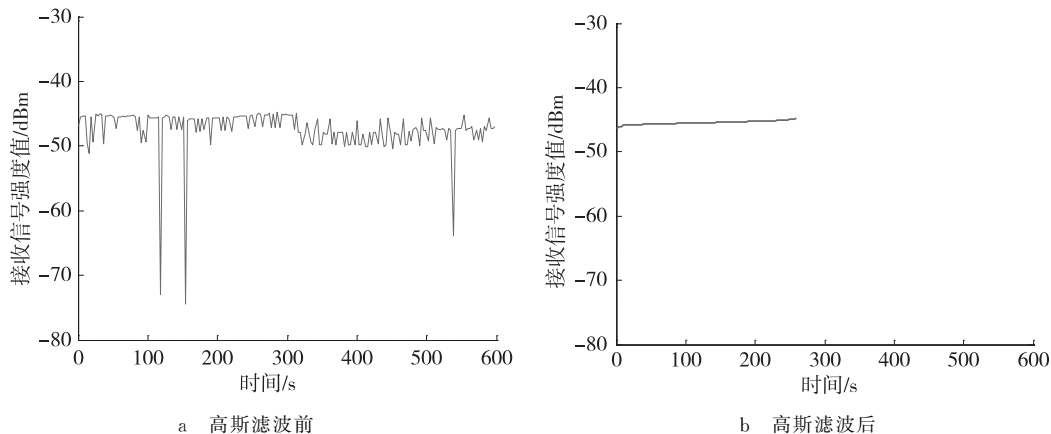


图 1 接收信号强度值在高斯滤波前、后随着时间的变化

Fig. 1 Gaussian filtering RSSI before and after contrast

假设 RSSI 值的分布是均值为  $\mu$  标准方差为  $\sigma$  的正态分布,那么在一个特定位置处收集的 RSSI 值会随着时间变化,表示为集合  $\{RSSI_i\}$ ,这里  $i \in (1, \omega)$ ,  $i$  是开始记录时的时间点,  $\omega$  是重复测量的次数。对于一个信号强度  $x \in \{RSSI_i\}$ ,可以得到其概率密度函数(PDF)如下:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (2)$$

式中均值  $\mu = \frac{1}{\omega} \sum_{i=1}^{\omega} RSSI_i$ , 标准方差  $\sigma = \sqrt{\frac{1}{\omega-1} \sum_{i=1}^{\omega} (RSSI_i - \mu)^2}$  很明显,通过高斯滤波之后的 RSSI 值会随着  $\sigma$  的增加而变得更平滑。

通过分析结果,可以定义当概率分布函数的值大于或等于 0.6 时为高概率<sup>[2]</sup>。因此,在室内定位中所得到的 RSSI 值属于区间  $[\mu + 0.26\sigma, \mu + 3.09\sigma]$ ,这也是为什么 RSSI 值在使用高斯滤波之后会变得平滑的原因,如图 1b 所示。

## 1.2 Voronoi 图

Voronoi 图是计算几何研究中的重要内容,它是 Delaunay 三角剖分的对偶。而 Voronoi 图用下面的数学表达式定义可以进行精确的描述<sup>[3]</sup>:给定平面上的点集  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ,由下述公式对平面进行分割: $v_n(p_i) = \{p \in P | d(p, p_i) < d(p, p_j)\} (j=1, 2, \dots, n, j \neq i)$  ( $d$  表示两点之间的欧式距离),所给出的对平面的分割,而所有以生成元为中心点的多边形集合就构成了  $P$  的 Voronoi 图。整个平面被  $n$  个生长点划分为  $n$  个单元。

## 1.3 朴素贝叶斯

朴素贝叶斯方法是一个基于贝叶斯准则的分类算法,可以用于室内定位中的在线阶段来估计目标所在位置。一般来说,位置估计就表示所有目标位置的概率分布,而估计位置就是在分布中具有最大概率的校准点。与文献[4]类似,也假设所有校准点的 RSSI 值都是相互之间没有关联的。基于朴素贝叶斯方法的定位可以描述如下。

首先,笔者对感兴趣的预先选择的物理点位置(即校准点(CP))进行建模,假设一个有限的位置状态空间  $L = [l_1, l_2, \dots, l_n]$ , CP 位置的总数量为  $n$ ,则位置状态空间可以定义为具有  $x$  坐标和  $y$  坐标的物理 CP 位置的集合: $L = [l_1 = (x_1, y_1), l_2 = (x_2, y_2), \dots, l_n = (x_n, y_n)]$ ,这里  $n$  表示收集信号强度值的位置的数量,每个位置  $l_i, i$

$= 1, 2, \dots, n$ , 根据其所在环境表示一个网格区域。

另外, 在实验环境中还存在一些其他点, 如接入点 AP, 也成为锚点, 这些点在定位区域中布置在一些特定位置用来传输信号。这些 AP 点可以建模为状态空间  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$ , 这里的  $m$  表示在通信范围内能够连接的 AP 数量。在离线阶段, 收集的 RSSI 值可以表示为  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$ , 这里  $k = 1, 2, \dots, m$  表示在位置  $l_i$  处能够探测到的 AP 数量。由于在环境中存在着一些障碍物, 且选定位置与 AP 间的距离大于其通信距离, 因此位置指纹可以表示为  $F = \{(x_i, y_i), (b_1, s_1), (b_2, s_2), \dots, (b_k, s_k)\}$ 。

在线阶段收集到的观测值  $O$  可通过使用朴素贝叶斯方法来估计目标位置。假设来自不同 AP 点的信号之间都是独立不相关的, 那么可以得到一个特定观测值  $O$  的条件概率, 该概率是通过联合概率  $\Pr(l_i, (b_1, s_1), (b_2, s_2), \dots, (b_k, s_k))$  获得, 表示如下:

$$\Pr(O | l_i) = \Pr(l_i) \prod_{k=1}^m \Pr(b_k | l_i) \Pr(s_k | l_i, b_k). \quad (3)$$

根据贝叶斯法则, 后验概率可以通过下式计算得到:

$$\Pr(l_i | O) = \frac{\Pr(O | l_i) \Pr(l_i)}{\sum_{i=1}^n \Pr(O | l_i) \Pr(l_i)}. \quad (4)$$

事实上, 每个位置的概率  $\Pr(l_i)$  通常设为先验知识, 则每隔测试位置的观测值概率  $\Pr(O | l_i)$  可以通过公式 (3) 得到。因此, 目标估计位置就是具有最大后验概率的校准点 CP 位置:

$$l_i^* = \arg \max_{l_i} \Pr(l_i | O). \quad (5)$$

结合公式 (1)~(3), 则可以得到:

$$l_i^* = \arg \max_{l_i} \Pr(l_i) \prod_{k=1}^m \Pr(b_k | l_i) \Pr(s_k | l_i, b_k). \quad (6)$$

由于实际情况很复杂, 计算过程很可能会出现零概率情况, 使得计算结果不够精确。例如, 在本文使用的基于朴素贝叶斯方法的室内定位环境中, 如果所有的 AP 恰好处在校准点所在位置的视觉盲点, 那么根据 (3) 式很容易得到条件概率  $\Pr(b_k | l_i)$  和  $\Pr(s_k | l_i, b_k)$  的结果为 0, 这就使得  $\Pr(O | l_i)$  为 0 且匹配不到准确的位置作为估计位置。

为了解决这类问题, 本文引入拉普拉斯校准或称为拉普拉斯估计<sup>[5]</sup>的方法, 从而使得结果有意义。此方法的主要思想就是对 (2) 式的分子和分母同时做加 1 处理, 然后对相应的分类重新估计其概率。另外, 拉普拉斯校准也能保证所有概率的和等于 1。

## 2 无线地图构建方法

无线地图(指纹数据库)在基于位置指纹的室内定位中是不可或缺的, 无线地图是由一系列在当前区域中的校准点手机的 RSSI 组成。一般来说, 在网格中每个点收集指纹用来构建完整且详细的地图<sup>[6]</sup>, 但这个收集指纹的过程耗时又耗力。另外, 也已有使用一些方法如线性插值或双线性插值来减少人力消耗<sup>[7]</sup>, 以及使用流形对齐方法来模拟无线地图<sup>[8]</sup>, 但这些方法都较为复杂且没有考虑到室内环境情况。基于此, 本文中提出一个新的基于信号传播模型的地图构建方法。

为了减少在每个校准点收集 RSSI 值时所带来的人力资源的消耗, 本文中提出的无线地图构造方法有效且简单, 是基于信号传播模型且与实时室内环境相关。笔者所需做的工作是仅需选择少量校准点来收集 RSSI 值, 而这些信息则作为无线地图中的部分指纹, 剩余部分指纹则通过无线传播模型来计算得到。

如图 2 所示, 假设对于某个特定的校准点  $CP_i$  只有 3 个接入点  $AP_1, AP_2, AP_3$ 。这 3 个 AP 的位置是已知的作

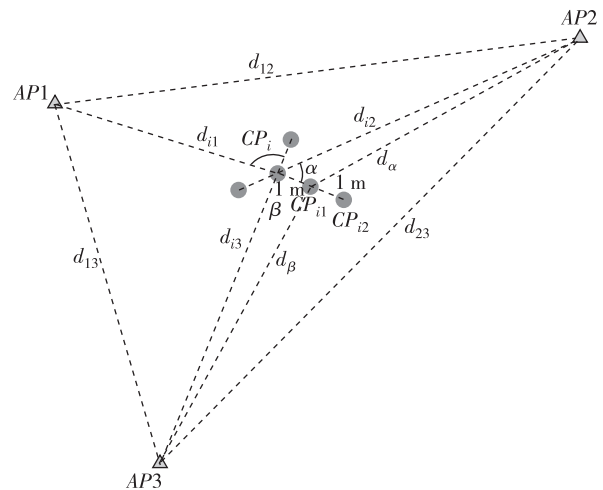


图 2 无线地图构建方法

Fig. 2 Building method of wireless map

为先验知识,而  $AP$  之间的距离也可以通过其坐标来计算得到,分别表示为  $d_{12}, d_{13}, d_{23}$ 。在  $CP_i$  处从 3 个  $AP$  点收集到的  $RSSI$  值则作为指纹向量  $\{RSSI_{i1}, RSSI_{i2}, RSSI_{i3}\}$ , 向量已通过 1.1.2 节所介绍的高斯滤波处理。为了得到  $AP$  和  $CP$  之间的距离,笔者采用无线信号传播模型,即对数距离路径损耗模型,来表示  $RSSI$  值与距离之间的关系。

$$P(d) = P_0 - 10 \alpha \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma, \quad (7)$$

其中,  $X_\sigma$  是均值为 0 的高斯随机变量,反应的是由障碍物引起的衰减情况。由于室内传播通常需要与如建筑材料、墙的厚度、地板及天花板材料等建筑物特性相关的特殊模型来估计,而所有特征都对建筑物内的波导具有强烈的影响,因此需要实时的室内环境来构建无线地图。Motly-Keenan 模型<sup>[9]</sup>同时考虑了墙面和地面衰减系数,其中墙面衰减是由墙面引起的衰减总和,因为信号会在发射器与接收器之间多径传播,地面衰减也是同样的。基于这些考虑,笔者可以得到校准点  $CP_i$  与  $AP$  间的距离,分别表示为  $d_{i1}, d_{i2}$  和  $d_{i3}$ 。

在得到距离  $d_{12}, d_{i1}$  和  $d_{i2}$  之后,则可以根据三角形的关系计算由三边  $(AP_1, AP_2), (CP_i, AP_1), (CP_i, AP_2)$  组成的三角形内角,相应地可以得到边  $(CP_i, AP_2)$  与边  $(AP_1, CP_i)$  的延长线之间的角  $\alpha$ 。下一步的目标是通过计算  $CP_{i1}$  处的  $RSSI$  值,获得距离点  $CP_i$   $k$  米远的校准点  $CP_{i1}$  的指纹。令  $k=1$  以确保区域内有足够的  $CP$  点。另外,根据小三角形  $(CP_i, CP_{i1}), (CP_i, AP_2), (CP_{i1}, AP_2)$ , 可以知道两条边  $(CP_i, CP_{i1})$  和  $(CP_i, AP_2)$  的长度以及两边之间的角  $\alpha$ , 据此可以计算得到第三边  $(CP_{i1}, AP_2)$  的长度,表示为  $d_a$ , 距离  $d_\beta$  也可以同理得到。因此,获得了 3 个  $AP$  与特定点  $CP_{i1}$  之间的所有距离,然后则可以通过公式(7)反向计算得到  $RSSI$  值,结果则为指纹向量  $\{RSS_{i11}, RSS_{i12}, RSS_{i13}\}$ 。

接着将  $CP_{i1}$  当作新的校准点,并重复上述计算过程直到校准点数量将定位区域覆盖完全且满足实验需求。显然,可以通过计算这些校准点处的位置指纹补全并重构无线地图,最终将完成整个无线地图,而不需要过多的人力工作。定位算法可以根据构建完整的无线地图而得到,算法表示如下。

#### 算法 1 无线地图构建算法

输入:

$M$ : 接入点  $AP$  的集合;

$A$ : 一级校准点  $CP$  的集合;

$\{(x_j, y_j) | j=1, \dots, m\}$ : 所有  $AP$  的坐标集合,  $m = |M|$ ;

$\{F_a | a=1, \dots, A\}$ : 一级校准点  $CP$  的位置指纹集合,  $A = |A|$ , 这里  $F_a = \{(x_a, y_a), RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_m\}$ 。

输出:

完整的无线地图  $F$ 。

1) 初始化  $i=1$ ;

2) 对每个校准点  $CP_a \in A$ ;

3) 对每个接入点  $AP_j \in M$ ;

4) if 在以  $CP$  为圆心, 1 m 为半径的圆内没有其余的校准点  $CP$ ;

5) 运用三角形法则计算与一级校准点  $CP_a$  和接入点  $AP_j$  对应的二级校准点  $CP_{i1}$  的坐标  $(x_i, y_i)$ ;

6) 对  $k=1, \dots, m$ ;

7) 根据公式(8)计算二级校准点  $CP$  的  $RSS_k$ ;

8)  $F_i = \{(x_a, y_a), RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_m\}$ ;

9)  $i=i+1$ ;

10) 将  $SCP_i$  作为新的一级校准点  $CP$ , 将其放入集合  $A$ , 即  $A = A \cup \{SCP_i\}$ ;

11) endif;

12) 返回  $F = \{F_1, F_2, \dots, F_A\} \cup \{F_1, F_2, \dots, F_{i-1}\}$ 。

### 3 定位算法

如前面所提到的,仅使用贝叶斯方法来进行定位耗时耗力,而仅使用 Voronoi 图会使得定位结果不够精确。因此,在本文中,联合使用朴素贝叶斯和 Voronoi 图来进行室内定位,本算法会增加定位精度并减少计算复杂度

和构建无线地图的负载。

对于室内一个很重要的工作就是弄清定位区域的内部结构且知道接入点所在的精确位置,然后就可以在离线阶段开始构建无线地图来反应场景,并选择一些特殊点作为校准点。继而在这些校准点收集 RSSI 值,这些校准点称作一级校准点 CP。由于无线信号的波动和多径传播,故还需要处理这些信号,处理方法是根据高斯滤波方法,假设接收信号强度服从正态分布。

在无线地图中,先在一级校准点收集少量位置指纹,这些位置指纹用来对目标进行高精度定位是不够的。但是,在其余校准点都采取手动收集 RSSI 值耗时耗力。因此,本文提出一种新的方法来修补无线地图,同时不需要大量的人力资源,如前面所介绍,此方法中通过一级校准点的信息计算得到的其余校准点称之为二级校准点。无线地图完成之后开始采用定位算法进行定位操作。 $k$  近邻( $k$ -NN)方法在定位中应用很广泛,主要思想是基于欧几里德距离选择与目标最近的  $k$  个邻居,然后取其中心点作为目标的估计位置,但是此方法会增加计算复杂度。因此本文首先采用 Voronoi 图来确定目标位置所属的 Voronoi 区域,此区域采用一级校准点作为生成点而形成。

在实时定位过程中,即在线阶段,笔者在目标位置收集实时 RSSI 值且对其作与离线阶段相应的处理。当预处理阶段完成之后,则采用基于 Voronoi 图的算法来对一级校准点进行分类,划分其所在 Voronoi 区域。因为朴素贝叶斯方法需要计算目标与每个校准点匹配的概率,而此计算过程相当麻烦。当使用 Voronoi 图算法进行区域划分之后,再使用朴素贝叶斯算法在限定的 Voronoi 区域内计算目标与各二级校准点匹配的概率,最后得出的匹配概率最大的那个点则可以作为移动目标所在的估计位置。

为了简单化,下面对本文的室内定位算法进行简要描述。

离线阶段:

- 1) 确定目标所在的定位区域并将其划分为一些网格区域,且确定接入点 AP 所在的确切位置;
- 2) 在预先选择的校准点(一级校准点)处收集 RSSI 值,通过高斯滤波处理并将结果存入无线地图(指纹数据库);
- 3) 计算二级校准点的位置及其 RSSI 值,如 2 节所示修补成一个完整的无线地图;
- 4) 将一级校准点作为 Voronoi 生成点构建 Voronoi 图,每个 Voronoi 区域都包含一个一级校准点和若干个二级校准点。

在线阶段:

- 5) 在目标位置所在测试点收集实时 RSSI 值;
- 6) 将此 RSSI 值与无线地图中的指纹向量进行比较,确定测试点所在 Voronoi 区域;
- 7) 运行朴素贝叶斯算法,并计算目标位置与此限定 Voronoi 区域内的校准点相匹配的概率,选择概率最大的点所在位置为目标估计位置。

## 4 实验和性能评估

### 4.1 实验环境

为了对本文所提出算法进行评估,笔者考虑对实际环境进行试验,实验区域共包含一条主走廊和 13 个房间,房间包括实验室、办公室和教室。定位区域面积为  $80 \times 20 \text{ m}^2$ ,且部署有 15 个接入点 AP。另外,为了构建无线地图,在此区域内还标记了 150 个位置,而平均每个位置都至少处在 5 个 AP 的通信范围内。对于位置估计,本定位算法是在基于 Win 8 专业版操作系统,3.2 GHz 内核,i5 处理器以及具有 4 G 缓存的 Dell 笔记本电脑上完成。实验环境的布局以及预先选择的 AP 位置在前面有介绍。

从图 3 中可以看出,根据 AP 点的位置分布,定位区域可以划分为上半平面和下半平面区域。在上半平面区域中,区域中任意位置都能很容易收集 RSSI 值,而在下半平面中,仅在 3 个房间中布置有共 6 个 AP 点,走廊、电梯及楼梯间都没有 AP 点存在,使得这些位置可能收集不到信号。

在实验中,无线信号是以 8.2.11 b/g 协议传播,无线信道之间是相互正交的,这是为了避免相互干扰。收集信号强度值的采样率为每 3 s 采集一次样本,且最大信号强度值设置为  $-10 \text{ dBm}$ ,最小值为  $-90 \text{ dBm}$ 。根据这些设置,实验过程中在一级校准点共收集 200 组样本。

### 4.2 实验结果

4.2.1 AP 数量的影响 在室内定位中,接入点 AP 是用来发射无线信号且具有有限的通信距离,因此在定位过程极其重要且不可或缺。图 4 描述了在整个区域中,当在校准点 CP 处收集 RSSI 值时的 AP 数量变化时,移动目标的估计位置与实际位置之间的误差距离的累积分布函数(CDF)。从图 4 可以看出,误差距离随着 AP 数量的增加而减小。实验至少需要 3 个 AP 才能计算 RSSI 值并确定二级校准点的位置。当 AP 数量增加时,精度也随之增加且 CDF 最终趋于稳定。

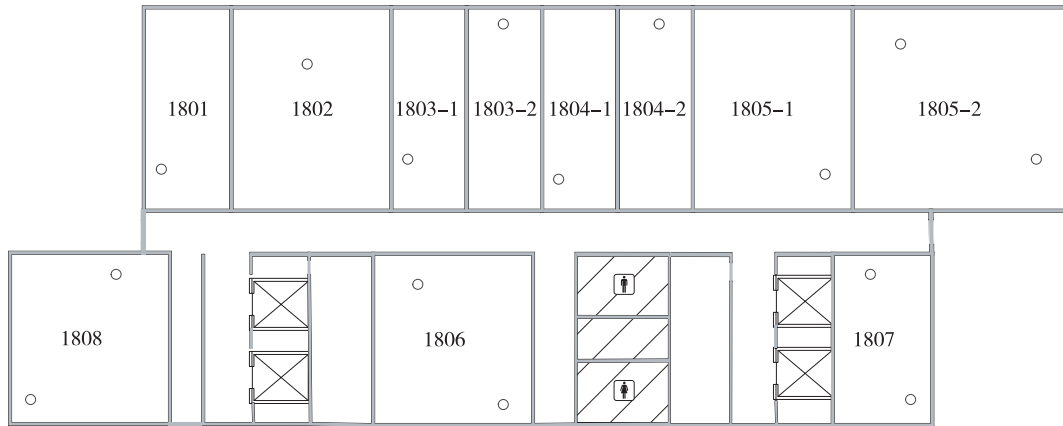


图 3 定位区域平面图,其中红色圆圈表示 AP

Fig. 3 The plan of location area

图 5 描述的是当 AP 数量分别为 8 和 12 时误差距离的 CDF 函数,此时将整个平面分为上下平面来看。在定位区域 AP 分布不均匀,特别是在下半平面分布较少,因为此部分中包含电梯、楼道、厕所以及走廊等部分,在这些部分没有 AP 存在。从图中可以观察到远离 AP 位置的 RSSI 值不是很准确,因为下半平面的误差距离大于全部由房间组成的上半平面的距离。

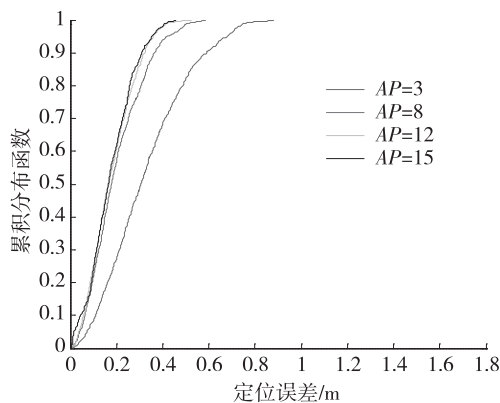


图 4 AP 数量变化时定位误差的累积分布函数  
Fig. 4 The CDF of location error under different AP1

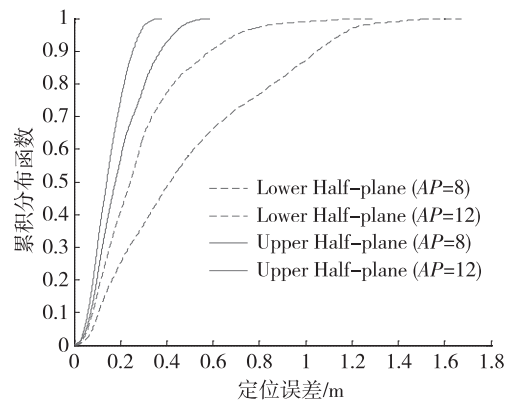


图 5 AP 不同时上半平面与下半平面的定位误差的累积分布函数  
Fig. 5 The CDF of location error under different AP2

4.2.2 收集 RSSI 样本数量的影响 在这一小节评估收集信号样本的数量对 RSSI 值的影响。在离线阶段,移动目标收集 RSSI 样本并使用高斯滤波对其进行处理,然后计算均值并存储到指纹数据库。因此收集的 RSSI 样本的数量可以直接影响均值结果,进一步则会影响到定位的精度。图 6 描述了当信号样本数量增加时,RSSI 值发生的时间占整个 RSSI 值的百分比。同时也可以观察到当收集样本数量增加时,信号分布更接近于正态分布,这也表示了通过高斯滤波处理,RSSI 样本越多越能使得定位精度更加精确。

图 7 描述了定位精度会随着收集样本数量(表示为  $q$ )的增加而增加。当收集样本数量为 50 时,80% 的位置的误差距离会小于 0.6 m。而当数量增加到 200 时,80% 位置的误差距离则小于 0.25 m。

4.2.3 一级校准点 CP 数量的影响 如前面所描述的那样,一级校准点是用来构建完整的无线地图以及 Voronoi 图的关键,并且未知区域中的校准点都是依靠一级校准点的选择决定。另外,Voronoi 区域的数量也与一级 CP 直接相关,这也会直接影响到定位计算复杂度。

在离线阶段,应该为室内定位选择最为合适的一级 CP 数量。图 8 说明了室内定位的准确度与一级 CP 数量间的关系,笔者使用 PCP 表示一级 CP 的数量。从图中还可以观察到当一级校准点数量大于 8 个时,误差距离小于 0.6 m,这说明定位精度会随着一级校准点数量的增加而变高。

4.2.4 与其他室内定位方法的比较 如图 9 所示,将本文提出的室内定位算法与另外 3 个典型的系统进行比较,分别是 SEAMLOC, RADAR 和 HORUS。其中 VNP 表示本文提出的方法。在实验中,选择 8 个 AP 点和 8 个一级校准点进行测试,采集 RSSI 样本数量为 150。

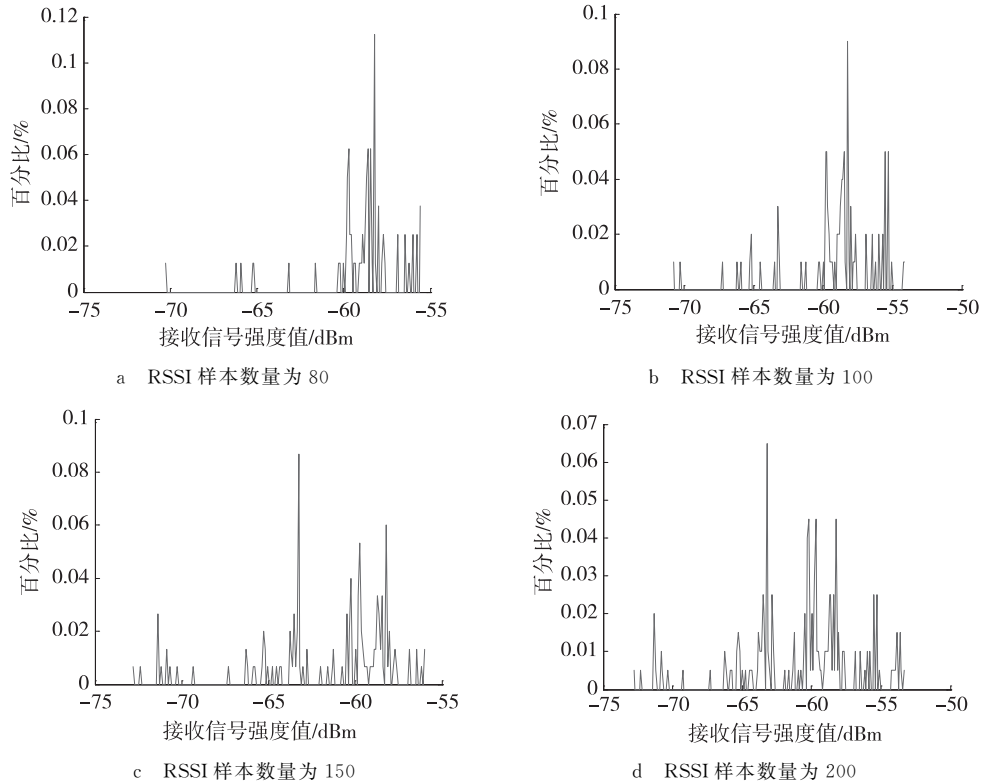


图 6 采集样本数量不同时接收信号强度百分比

Fig. 6 RSSI under different sample size

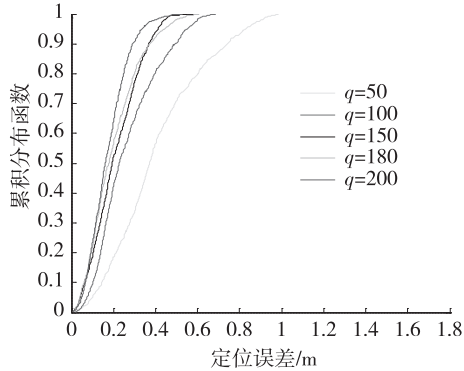


图 7 采集样本数量变化时定位误差的累积分布函数

Fig. 7 The CDF of location error under different sample size

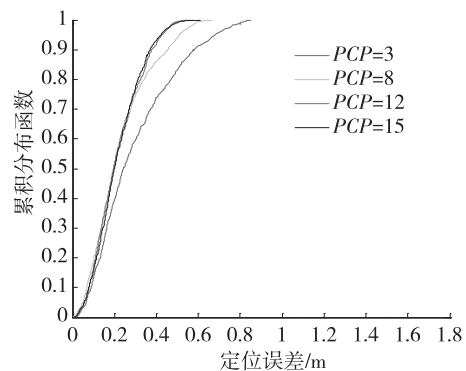


图 8 一级校准点数量变化时定位误差的累积分布函数

Fig. 8 The CDF of location error under the primary calibration point

从图中可以看出,本文提出的室内定位算法与其他几种算法相比误差最小,这是因为本方法在离线阶段使用了 Voronoi 图,在在线阶段使用了朴素贝叶斯算法。另外,笔者选择了少量的一级校准点,而不是大量的校准点,这就节省了时间与人力成本。

### 5 总结

本文提出一种新型的无线地图构造方法,目的是利用 Voronoi 区域分割和朴素贝叶斯定位来减少计算能耗和增强定位精度。在离线阶段,移动目标从兴趣区域中预先选择的校准点(即一级校准点)收集 RSSI 值,经高斯滤波处理后存入指纹数据库,也就是无线地图。然后以一级校准点为基础计算出其余所有校准点(即二级校准点),使其构成一个完整的无线地图。当地图中全部位置指纹确

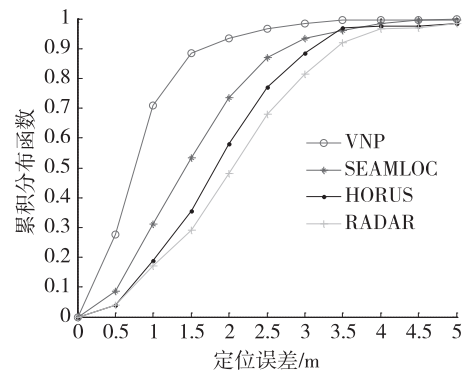


图 9 与其他定位系统的比较

Fig. 9 All kinds of location algorithm contrast

定后,则使用一级校准点作为生成点开始构建 Voronoi 图,将定位区域划分为多个 Voronoi 区域。在实时定位阶段,即在线阶段,移动目标出现并收集实时 RSSI 值,称之为观测值,此时使用 Voronoi 算法确定目标所在 Voronoi 区域,然后在此区域内使用朴素贝叶斯算法来计算目标所在估计位置。实验结果显示定位精度可小于 0.6 m,且有 80% 的误差距离是小于 0.25 m 的,这意味着本章所提出的算法有效且能够达到很高精度。

#### 参考文献:

- [1] Juurakko S, Backman W. Database correlation method with error correction for emergency location [J]. *Wireless Personal Communications*, 2004, 30(2/4): 183-194.
- [2] Zhu M, Zhang H. Research on model of indoor distance measurement based on receiving signal strength [C]// *Computer design and applications (ICDDA)*, 2010 international conference on computer design and applications. Qinhuangdao: IEEE, 2010, 5: V5-54-V5-58.
- [3] Aurenhammer F. Voronoi diagrams—a survey of a fundamental geometric data structure[J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 1991, 23(3): 345-405.
- [4] Madigan D, Einahrawy E, Martin R P, et al. Bayesian indoor positioning systems[J]. *Proceedings IEEE Infocom*, 2005, 2: 1217-1227.
- [5] Xia X, Maliski E G, Gallant P, et al. Classification of kinase inhibitors using a Bayesian model[J]. *Journal of medicinal chemistry*, 2004, 47(18): 4463-4470.
- [6] Alhmiedat T, Samara G, Salem A O A. An indoor fingerprinting localization approach for Zigbee wireless sensor networks [J]. *European Journal of Scientific Research*, 2013: 190-202.
- [7] Redzic M D, Brennan C, O'Connor N E. SEAMLOC: seamless indoor localization based on reduced number of calibration points [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2014, 13(6): 1326-1337.
- [8] Sorour S, Lohan Y, Valaee S, et al. Joint indoor localization and radio map construction with limited deployment load [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2015, 14(5): 1031-1043.
- [9] Mikas F, Zvánovec S, Pechac P. Measurement and prediction of signal propagation for WLAN systems [EB/OL]. [2016-01-20]. <http://www.radio.feec.vutbr.cz/ra2010/archive/ra2003/papers/205.pdf>.

## A Novel Radio Map Construction Method for Indoor Localization Based on Voronoi Diagram and Bayesian Approach

YANG Yunong<sup>1</sup>, HE Chunrong<sup>2</sup>, GUO Songtao<sup>2</sup>

(1. Teaching Affairs Office, Chongqing Normal University, Chongqing 401331;

2. College of Electronic and information Engineering, South University, Chongqing 400715, China)

**Abstract:** Indoor localization using the fingerprinting technique, namely, the radio map, has attracted much attention in the research community recently. However, constructing a complete radio map is extremely labor-extensive and time-consuming, especially for a wide area. Although some works have been done to reduce the number of calibration points, the accuracy decreases if there are not enough fingerprints. In this paper, we propose a novel method based on the radio propagation model to construct a radio map with full fingerprints. In the radio map, the calibration points (CPs), i. e., fingerprints, are classified into two categories: the primary CPs chosen to collect received signal strength Indicator (RSSI) artificially, and the secondary CPs obtained through some calculation. Based on the radio map constructed, we employ the Voronoi diagram to divide the area into several Voronoi regions and restrict the localization algorithm to run in a specific Voronoi region to reduce computational complexity. The comparison results show that our method saves a lot of time and human effort in collecting RSSI samples, and achieves much higher accuracy than other existing schemes.

**Key words:** indoor localization; fingerprinting; Bayesian approach; Voronoi diagram; radio map construction

(责任编辑 游中胜)