

一种面向室内定位的基站选择优化方法

陈诗军¹ 王慧强² 王圆圆¹ 胡海婧²

(中兴通讯股份有限公司无线预研部 广东 深圳 518055)¹

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150000)²

摘要 基于蜂窝网的室内定位由于与通信网络共用基础设施,因此具有覆盖范围广、无需基础设施再投资等突出优点,已成为电信运营商级室内定位的首选,是 5G 通信领域的研究热点之一。在蜂窝网室内定位场景中,基站的布局将直接影响接收首径的数量、到达时间 TOA(Time of Arriving)和测量误差等要素,从而影响定位精度。据此,文中提出一种面向室内定位的基站选择优化方法,以减小由于基站布局引入的误差。首先,引入 TOA 信息去除 TDOA 定位的虚定位点;其次,针对不同基站选择方案得到的定位结果,利用二次聚类的思想去除孤立点,并根据聚类结果中样本节点数量最多的类确定定位点的位置。实验结果表明,与其他优化方法相比,所提方法的室内定位平均误差降低了 15.49%。

关键词 蜂窝网,室内定位,基站选择,二次聚类

中图分类号 TN929.5 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.10.022

Base Station Selection Optimization Method Oriented at Indoor Positioning

CHEN Shi-jun¹ WANG Hui-qiang² WANG Yuan-yuan¹ HU Hai-jing²

(Wireless Advanced Research Department, ZTE Corporation, Shenzhen, Guangdong 518055, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150000, China)²

Abstract Indoor positioning based on the cellular network has become the preferred carrier-class method. Due to the common infrastructure of the communication network, it has a wide range of coverage and it is without the need for re-investment of infrastructure, which has become one of hot spots in the field of 5G communication. In the cellular positioning scene of network indoor, the layout of station will directly affect the number of the first acceptance diameter, arriving time TOA (Time of Arrival), measurement error and so on, then it will affect the positioning accuracy. A base station selection optimization algorithm for indoor location was proposed, which reduces the deviation due to the base station layout. Firstly, an indoor three-dimensional positioning model with error suppression is proposed to suppress the inaccuracy of single model localization. TOA information is used to suppress the error caused by the virtual locating point in the TDOA model. Secondly, according to the results of the selection of different base stations, the isolated point are removed by the idea of secondary clustering, position of the positioning point is determined according to the class with the largest number of sample nodes in the clustering result. The experimental results show that the base station selection optimization algorithm reduces the average deviation of indoor positioning by 15.49% compared with other optimization algorithms.

Keywords Cellular network, Indoor positioning, Base station selection, Secondary clustering

1 引言

随着通信技术和网络技术的发展,精确定位已成为人们生活中不可或缺的部分,从汽车导航、滴滴快车到最近的 ofo

单车,精确定位已渗透到日常生活中的每一个角落。同时,随着我国北斗技术进入第三代,以千寻网为代表的北斗卫星定位网方式日趋成熟,在室外已经可以达到毫米级的定位精度¹⁾,常用的手机 GPS 导航也可以达到十几米到几十米的定

¹⁾ <http://www.qxwz.com>

到稿日期:2017-09-02 返修日期:2017-12-11 本文受国家重点研发计划(2016yfb0502001),863 计划(2015AA124101-05),深圳市战略新兴产业专项基金(JSGG20150330145709677),国家重大专项(2016ZX03001023-005)资助。

陈诗军(1972—),男,硕士,高级工程师,主要研究领域为 5G 通信架构、室内定位、信道仿真等,E-mail:chen.shijun@zte.com.cn;王慧强(1960—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为网络安全、未来网络、软件可信性、无线定位,E-mail:guleicarter@gmail.com(通信作者);王圆圆(1985—),女,硕士,工程师,主要研究领域为 5G 通信架构、室内定位;胡海婧(1992—),女,硕士,主要研究领域为室内定位、定位算法,E-mail:huhaijing@hrbeu.edu.cn。

位精度。然而,根据大量的统计数据,人们生活在室内的时间长达80%^[1]。室内的复杂建筑结构和材料材质,使得室内的无线电信号具有显著的非视距(Non-Line-Of-Sight, NLOS)特性,这给高精度室内定位带来了极大的挑战。

根据各类场景,目前已经产生了基于蓝牙、WIFI、UWB(Ultra-wideband)、地磁、超声波、红外线等的多种室内(包括隧道内和船舱内)定位方式^[2],最精确的UWB方式已经可以达到0.1m左右的精度^[3]。然而,这些定位方式虽然在小面积的室内具有很高的精度,但是需要额外部署硬件设施,且其具有部署成本高、全覆盖难、定位结果难以与室外无缝融合等显著缺点,难以形成全国范围内的统一室内定位。因此,随着5G技术的发展,人们提出了运营商级的室内定位问题。为了避免运营商的业务空心化与管道化^[4],运营商提出利用已有电信运营商的通信网络来实现通信定位一体化的“运营商级”的室内定位。目前,中国移动、中国联通、中国电信、华为和中兴等企业已经展开了相关研究。

蜂窝网由于与通信网络共用基础设施,具有覆盖范围广、无需基础设施再投资等突出优点,已成为运营商级室内定位的首选,是5G通信领域的研究热点之一。然而,目前蜂窝网络中定位基站的选择对定位误差具有较大的影响,不同的布局方式可能会由于多径效应和非视距特性产生不同的误差。已有蜂窝网的基站选择算法主要是通过基站的布局优化改善信号质量,是一种以通信质量优化为目的的优化方法;目前尚未见到以定位误差抑制为目的的优化方法。

类似的算法主要集中在无线传感器网络(WSN)领域,通过选择锚节点来改进定位的质量。这里的锚节点是指可以进行定位信号发送与接收等功能的通信设备。由于无线传感器网络中部署的锚节点较多,而锚节点的选择对定位误差影响较大,因此,本文对锚节点选择算法进行了研究。现有的WSN锚节点选择算法主要是通过对已测得的距离信息数据进行加权,来增强误差较大的距离信息对最终定位位置估计结果的影响,同时减小误差较小的距离信息导致的最终定位误差。

在WSN锚节点选择领域,学者从两方面展开研究:1)在TOA测距定位场景中进行锚节点的选择,对定位误差进行抑制。例如,文献[5]提出了一种基于多维定标的优化锚节点选择方案,结合一个改进的Floyd算法,对待定位节点和锚节点之间的距离进行估计,适用于随机部署的锚节点呈稀疏分布的WSN定位场景。2)在基于信号强度(RSS)测距信息的场景中,通过RSS信息的特征对锚节点进行选择。例如,文献[6]基于RSS测量定位技术,引入分类与回归方法,提出了基于路径损耗指数优化的改进路径损耗模型,其采用K-最近邻(KNN)分类器选择最接近待定位节点的锚节点,最终提高了标准回归方法的精确度;文献[7]提出了一种基于K-means聚类的WSN多边定位算法,其根据数据的一致性原理对锚节点进行选择,最终达到减小定位误差的目的。K-means是一种广泛应用于泛型数据聚类的算法,简单高效,但会给数据中的噪声和孤立点的聚类带来较大误差。

针对蜂窝网定位中由到达时间、到达时间差模型带来的定位误差,以及冗余距离信息处理能力较弱带来的定位误差,本文通过对定位的初步结果进行聚类,提出一种面向室内定

位的基站选择优化方法(Base Station Selection Optimization Method, BSSOM)。该方法主要分为以下步骤:1)实现基于TOA/TDOA联合的虚定位点排除法;2)利用二次聚类的思想再次优化基站定位结果。实验结果表明,所提方法能够有效去除孤立点并提高聚类的准确性。

2 基于TOA/TDOA联合的虚定位点排除法

与TOA相比,TDOA由于利用了到达时间差,减小了时间同步带来的误差。然而,TDOA定位采用了4个基站距离信息构成的距离方程组,求解得到的双曲面交于两个点,其中一个点为虚定位点,会引入较大误差。目前,虚定位点的排除仍是一项极具挑战性的工作。本文结合已有的TOA信息排除虚定位点,以提升定位精度。当基站数量为4时,TOA方法恰好能够利用已有的距离信息,直接求解得到唯一的估计位置坐标。但是,由于TOA方法本身存在的缺陷,此时会存在较大的测量误差。当基站数量超过4时,存在冗余的距离信息,可利用最小二乘法来处理距离信息形成的超定方程,以获得误差更小的位置估计结果。本文利用TOA的定位结果,排除TDOA的虚定位点,实现基于TOA/TDOA的联合定位。

1) TOA 位置估算

设待定位用户设备的坐标为 (x, y, z) ,定位场景中已部署 N 个基站,各基站的坐标表示为 $(x_i, y_i, z_i), i=1, 2, \dots, N$ 。根据TOA测量值,可得到 N 个TOA距离方程。

$$\hat{d}_i = d_i + v_i \quad (1)$$

其中, $d_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2}$, v_i 为TOA测量值导致的距离误差。然后对该TOA距离方程进行线性化处理,即式(1)两边同时平方,得到:

$$\begin{aligned} 2x_i x + 2y_i y + 2z_i z + (x^2 + y^2 + z^2) \\ = (\hat{d}_i - v_i)^2 - (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2) \end{aligned} \quad (2)$$

定义 $R = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$, $R_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}$,则可将式(2)整理为如下形式:

$$-2x_i x - 2y_i y - 2z_i z + R^2 = \hat{d}_i^2 - R_i^2 + v_i^2 - 2\hat{d}_i v_i \quad (3)$$

为简便起见,将式(3)改写成以下形式:

$$h = G\theta + v \quad (4)$$

其中, $\theta = [x \ y \ z \ R]^T$, $v = [v_1^2 - 2\hat{d}_1 v_1 \ v_2^2 - 2\hat{d}_2 v_2 \ \dots \ v_N^2 - 2\hat{d}_N v_N]^T$, $h = [\hat{d}_1^2 - R_1^2 \ \hat{d}_2^2 - R_2^2 \ \dots \ \hat{d}_N^2 - R_N^2]^T$, $G = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & -2z_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & -2z_2 & 1 \\ & & \vdots & \\ -2x_N & -2y_N & -2z_N & 1 \end{bmatrix}$ 。

根据最小二乘法处理冗余信息的原理,得到 θ 的最小二乘解为 $\hat{\theta} = (G^T G)^{-1} G^T h$ 。

2) TDOA 位置估算

利用TDOA对待定位节点的坐标进行估计,将得到多个估计位置。为了排除虚定位点,需要计算每个解与TOA求解部分所得解的残差。设TDOA定位解 s_i 的坐标表示为 $(x_{(i)}, y_{(i)}, z_{(i)})$, $i=1, 2$,TOA参考求解出的基站位置为 s_0 ,其坐标表示为 $(x_{(0)}, y_{(0)}, z_{(0)})$,则按式(5)计算每个解 s_i 与 s_0 的残差:

$$v_i = (x_{(i)} - x_{(0)})^2 + (y_{(i)} - y_{(0)})^2 + (z_{(i)} - z_{(0)})^2 \quad (5)$$

将最小 v_i 值对应的解 s_i 作为最终的位置估计坐标。

3 一种基于二次聚类的基站选择优化算法

在去除虚定位点之后,由于 TDOA 定位算法本身的固有缺陷,此时误差仍然较大。本文提出一种基于二次聚类的基站选择优化算法,其核心思想在于:在室内定位中,由于一般可以接收到大量的冗余基站信息,远远超出基本定位所需的 4 个不共面的基站(共面将引入很大误差),因此可以利用这些冗余基站来构建多个基站组合,每个组合包含 $h(4 \leq h < M)$ 个基站, M 为参与定位的基站个数。对于得到的 C_M^h 种组合,利用 TDOA 定位方法可以得到 C_M^h 种定位结果。这些测得的定位结果具有围绕真实位置的特点,利用聚类结果可以去除孤立点,然后在此基础上二次聚类,输出相对准确的定位结果。由此反推,可以间接达到基站选择的目的,选出较为准确的基站组合。这在整体上有利于减小误差,提升精度。

PAM 聚类方法的基本原理是根据数据样本的特征,将样本分成 K 个聚类,使特征相似的样本聚集在同一类中,这种类别被称为“簇”;特征差异明显的样本尽量互相远离。同时,PAM 是一种 K-means 的改进算法,两者的核心思想基本一致,但存在以下 3 点不同之处。

1) 原始 K-means 算法最初随机选取数据集中的 K 个点作为聚类中心;而 PAM 聚类方法按照如下思想选取 K 个聚类中心:假设已经选取了 $n(0 < n < K)$ 个初始聚类中心,则在选取第 $n+1$ 个聚类中心时,距离当前 n 个聚类中心越远的点将有更高的概率被选中。这一改进不仅能最大程度地排除孤立点,还可以提高定位的准确度。

2) 更新聚类中心时,PAM 是通过计算类簇中除聚类中心外的每个样本点到其他所有点的聚类的最小值来优化新的聚类中心。这一改进使得 PAM 比 K-means 对噪声和孤立点的敏感性更低,且聚类准确性更高。但是,由于这种聚类方式需要找出每个样本点到其他所有样本点的最小距离值来更新聚类中心,导致收敛时间增加,因此该方法适用于小规模数据的聚类,而这恰好与具有较小的基站或伪基站部署密度的室内三维定位场景相适应。

3) PAM 在 BSSOAFES 算法中引入了二次聚类的思想,不仅能再一次减少孤立点,而且缩小了定位的范围,进一步提高了定位的准确度。

3.1 输入数据合理性和基站共面的判断

设待定位用户设备能接收到 N 个基站的定位信号,已知固定位置的基站 BS_i 的位置坐标为 $BS_i = (x_i, y_i, z_i) (i = 1, 2, \dots, N)$, 则可获得来自 N 个基站测得的距离信息 $d = \{d_1, d_2, \dots, d_N\}$ 。输入数据合理性判断的具体步骤如下:

1) 对待定位用户设备接收到的距离信息的数目 N 进行判断,若 $N < 4$,则无法进行三维定位,此时输出距离信息不足的提示信息,定位过程结束;若 $N \geq 4$,则执行步骤 2)。

2) 进一步判断基站是否完全共面,若 N 个基站都位于同一平面,则无法进行三维定位,此时输出基站共面的提示信息,定位过程结束;否表示 N 个基站不完全共面,执行步骤 3)。

3) 判断 N 值,若 $N = 4$,则不存在冗余的距离信息,直接执行 TOA/TDOA 三维定位算法,并将得到的结果作为最终

的定位结果输出,定位结束;否则表示 $N > 4$,即存在冗余的距离信息,执行步骤 4)。

4) 执行 PAM 基站选择算法(PAM-based Base-Station Selection, PAMBSS),根据筛选结果得到最终的定位结果并输出,定位结束。

基站定位时,需要不完全共面的基站的距离信息来消除解的模糊性,因此需要判断距离信息对应的基站位置是否满足不完全共面的条件。值得注意的是,至少有 1 个基站与其他基站处于不同平面,即可满足基站不完全共面的条件。

根据几何数学的相关结论可知,3 个向量 \vec{a}, \vec{b} 和 \vec{c} 共面的充分必要条件为 $(\vec{a} \times \vec{b}) \cdot \vec{c} = 0$ 。因此,空间 4 点 $M_i(x_i, y_i, z_i) (i = 1, 2, 3, 4)$ 共面的充分必要条件是:

$$(\overrightarrow{M_1 M_2} \times \overrightarrow{M_1 M_3}) \cdot \overrightarrow{M_1 M_4} = \begin{vmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & z_2 - z_1 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & z_3 - z_1 \\ x_4 - x_1 & y_4 - y_1 & z_4 - z_1 \end{vmatrix} = 0 \quad (6)$$

设共有 $N(N \geq 4)$ 个基站,在判断多个基站是否完全共面时,固定行列式的前 3 行对应的项为前 3 个基站坐标形成的行向量。依次在剩余的基站中选择一个基站的坐标,形成待判断是否完全共面的 4 点,因此总共形成 C_{N-3}^N 个待判断的行列式。判断所有的行列式的值是否都为 0,若都为 0,则基站完全共面;若存在行列式的值不为 0,则基站不完全共面,判断结束。基站共面判断的具体步骤如下:

1) 取得 N 个基站坐标。

2) 判断是否有剩余未参加完全共面判断的基站坐标,若有,则形成一个待判断的行列式;否则,输出完全共面的信息代码,算法结束。

3) 判断行列式的值是否为 0,若为 0,则执行步骤 2);否则,输出不完全共面的信息代码,算法结束。

3.2 PAMBSS 算法

该算法的输入是基站测得的含有冗余数据的距离信息,即距离信息数量 $N \geq 5$ 。实验对多组距离信息组合产生的定位结果进行聚类,输出由聚类得到的聚类中心表示的最终定位结果。上述定位结果的选择等价于对解所对应的基站进行选择,即等价于完成了基站选择的任务。

设定位场景已部署了 N 个基站,其坐标分别为 $(x_i, y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, N$, N 个基站分别测得与待定位用户设备(UE)之间的距离 d_i ,令每个基站提供的距离信息为 $M_i = (x_i, y_i, z_i, d_i)$ 。

1) 从 N 个距离信息 $\{M_1, M_2, \dots, M_N\}$ 中选择 $h(4 \leq h < N)$ 个进行组合,生成 C_N^h 个定位方程组。其中, h 为常量,可根据实际情况进行调整。

2) 利用 TOA/TDOA 三维定位算法求解每个定位方程组,共得到 C_N^h 个坐标估计值。将每个估计坐标记为 $S_j = (\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j), j = 1, 2, \dots, C_N^h$, 估计坐标(定位结果)集合记为 $S = \{(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j) | i = 1, 2, \dots, C_N^h\}$ 。

3) 利用 PAM 聚类算法对得到的估计坐标集合 S 进行聚类,类的数量为 $k(k \geq 2)$ 。其中, k 为常量,可根据实际情况进行调整。

4) 根据步骤 3) 的聚类结果得到 k 类估计坐标,选择类内

估计坐标数最多的一类,设为 k_m 。 k_m 类中估计坐标形成的集合为 T ,利用 PAM 聚类方法对集合 T 中的估计坐标进行聚类,类的数量为 $k(k \geq 2)$ 。其中, k 为常量,可根据实际情况进行调整。

5)根据步骤 4)得到 k 类坐标估计值,选择类内估计坐标数最多的一类,并将其设为 k_p 。对 k_m 类中的估计坐标求平均值后的 $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ 即为最终的估计坐标。

其中,步骤 3)、步骤 4)中的 PAM 聚类算法将在 3.3 节进行阐述。

3.3 PAM 聚类算法

该算法基于 3.2 节介绍的 PAMBSS 聚类分析模型,将差异较大的估计坐标归于不同的类中,从而实现误差抑制与基站选择的目的。该算法的输入是经 TOA/TDOA 三维定位算法计算得到的估计坐标集合,记为 S ;输出是经过 PAM 聚类分析得到的具有分类信息的估计坐标集合。算法的具体步骤如下。

1)随机选取 $k-1$ 个估计坐标 (x_i, y_i, z_i) 作为初始类中心,而在选取第 $n+1$ 个聚类中心时,距离当前 n 个聚类中心越远的点有更高的概率被选中。 k 个初始类中心集合记为 $Center_{ini} = \{(x_c, y_c, z_c) | i = 1, 2, \dots, k\}$,设置最大的初始类中心次数 $max_Initial$ 。

2)计算除初始类中心外的每个估计坐标点 $P_j = (x_j, y_j, z_j)$ ($j = 1, 2, \dots, |S|$) 到各个 $Center_{ini}$ 的距离 $dist_j = \sqrt{(x_j - x_{c_i})^2 + (y_j - y_{c_i})^2 + (z_j - z_{c_i})^2}$,得到 P_j 的 $dist_i$ 最小值对应的类 CL_i ,将 P_j 分配到类 CL_i ,完成对估计坐标点的分类。

3)更新每个类的中心,计算类 CL_i 中的点 $P_a(x_a, y_a, z_a)$ 到类 CL_i 中其他点 $P_b(x_b, y_b, z_b)$ 的距离和 $dx = \sum_{P_a \in P_b} \|P_a - P_b\|^2$,找到类 CL_i 中 dx 值最小的点 P_i 作为该类当前的中心,更新第 k 个类的中心,以此类推。将当前 k 个类的中心集合记为 $Center_{cur} = \{(x_c, y_c, z_c) | i = 1, 2, \dots, k\}$ 。

4)判断是否达到结束条件,若集合 $Center_{cur}$ 与 $Center_{ini}$ 相同,则 $Center_{cur}$ 为最终的分类,输出 $Center_{cur}$ 对应的分类结果;否则,将 $Center_{ini}$ 替换为 $Center_{cur}$,然后执行步骤 2)。

值得注意的是,PAM 聚类结果与初始聚类中心有关,聚类得到的是局部最优解,因此该算法在选择初始聚类中心时随机选择多组初始聚类中心,最后选择各聚类中心与类内成员之间欧氏距离之和最小的一组结果作为最佳分类结果输出。该算法为初始聚类中心设置了次数上限 $max_Initial$ 。另外,为防止更新聚类中心时中心始终变化,设置了最大更新次数 $max_iter = 1000$ 。

在上述算法中,初始聚类中心的选择至关重要,其既影响孤立点的消除,又影响最终定位的准确性。初始聚类中心选择的具体步骤如下:

1)从数据集中随机选取一个样本作为初始聚类中心。

2)首先计算每个样本与当前已有聚类中心之间的最短距离(即与最近的一个聚类中心的距离),用 $D(X)$ 表示;接着计算每个样本被选为下一个聚类中心的概率 $\frac{D(x)^2}{\sum_{x \in X} D(x)^2}$;最后按照轮盘法选出一个聚类中心。

3)重复步骤 2),直到选择出 k 个聚类中心。

上述聚类中心选取法排除了样本点中孤立点带来的定位影响,选取距离比较远的样本点作为初始聚类中心,有效地去除了大部分的孤立点,从而提高了定位的准确性。

4 仿真及结果分析

4.1 仿真场景的设置

本节基于中兴通讯公司与哈尔滨工程大学联合开发的高精度室内定位仿真平台^[8-9]来验证本文在 3.2 节提出的 PAMBSS 算法的有效性,并评估其性能。该平台利用反向射线追踪的方式模拟信号在室内的传播过程,并集定位空间建模、射线传播分析、过信道模拟和定位算法仿真于一体,具体结构如图 1 所示。

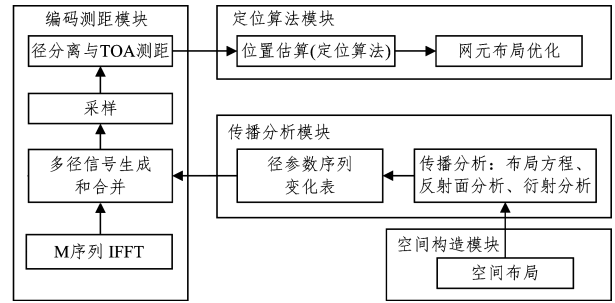


图 1 室内定位仿真系统的模块结构

Fig. 1 Modular structure of indoor positioning simulation system

空间构造模块的主要目的是构造定位仿真场景,绘制射线路径与定位点坐标。空间传播分析模块主要利用网元和终端之间的无线信号传播原理,计算生成在定位过程中所需的多种无线传播特征,如传播延迟和信号强度等。由于室内环境中存在反射、折射和衍射等多种传播方式,接收点的信号会进行多径合成,在接收点可以利用径数量及径参数来表示该点的信号。编码与测距模块使用具有自相关与互相关性的编码序列来区分不同的网元信号,合成不同传播损耗与时延的多径信号。最后,基于上述合成的信号,利用峰值相关检测或者前沿比率等现有算法提取首径,进而根据首径的时延计算相应的 TOA。定位算法模块用于支持定位算法求解与网元优化布局,定位算法包括四边测量法、极大似然法、质心定位算法、Chan 氏算法和 Taylor 算法。平台的详细信息请参见文献[8-9]。在该实验平台上对室内三维定位算法进行仿真,测试其功能,并将其与现有的 TOA/TDOA 算法进行性能对比。仿真场景如图 2 所示。

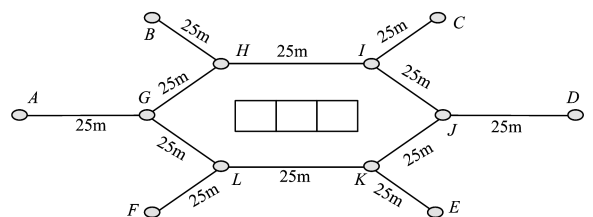


图 2 仿真场景的设置

Fig. 2 Setting of simulation scene

室内环境为两层,每层房间总长度为 15.8 m,宽度为 6.4 m,高度为 6.3 m。设置墙体厚度为 0.2 m,地板与天花板的厚度

为 0.1m。其中,设置每个房间的长为 5m,宽为 6m,高为 3m。基站数的最大布置数量为 12 个,分为两层布局,每层 6 个。内层基站之间的距离为 25m,内层和外层对应基站的距离同样为 25m。

4.2 仿真实验

实验 1 定位算法的误差对比实验。将文中所提出的 BSSOM 算法与目前常用的定位算法(四边测量算法^[10]、极大似然算法^[11]、Chan 氏算法^[12])进行对比,并对实验所得的定位误差统计结果以及定位误差的累积分布等数据进行分析。

实验 2 测距噪声对定位算法的性能影响实验。将 BSSOM 算法与目前常用定位算法(四边测量算法、极大似然算法、Chan 氏算法)进行对比,考查算法输入的噪声参数对最终定位结果的影响,并对实验所得的均方根误差、累积分布函数等结果数据进行分析。

4.3 仿真实验的内容与分析

1) 定位算法的性能验证

在定位场景中部署 8 个基站,这些基站分别对应图 2 中的节点 $H(0, 0, 3)$, $I(25, 0, 3)$, $L(0, 25, 3)$, $K(25, 25, 3)$, $B(-25\sqrt{3}/2, -12.5, 6)$, $C(25 + 25\sqrt{3}/2, -12.5, 6)$, $F(-25\sqrt{3}/2, 37.5, 6)$, $E(25 + 25\sqrt{3}/2, 37.5, 6)$, 从坐标可知 8 个基站不完全共面。设定位区域为基站覆盖的房屋内部,根据房屋的空间限制,设置用户设备的可移动范围为: x 轴 0.2~15m, y 轴 0.2~6m, z 轴 0.2~6m。默认测距信息服从均值为 0、方差为 1 的高斯分布,利用 Matlab 自带的二维随机函数的方法随机抽取定位区域中的 10000 个点进行定位,得到的定位误差统计结果如图 3 所示。

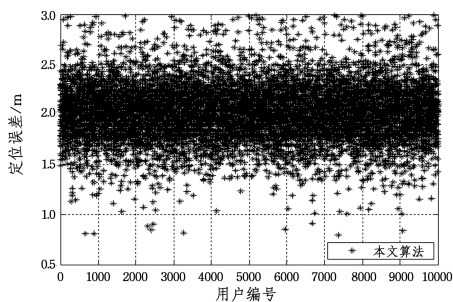


图 3 定位误差的统计结果

Fig. 3 Statistical results of locating error

由图 3 可知,定位误差基本集中在 1~2m 之间。执行 10000 次定位算法的总耗时为 39.57 s,平均每次定位耗时 3.96 ms,平均误差为 1.72 m,均方根误差为 0.28348 m,由此可知定位算法较好,基本可确保将 UE 定位到正确的楼层和房间。

基于图 3 中的结果,与其他定位算法进行对比实验。由于在基站数量大于 4 时,四边测量法不适用于此情况,因此参与实验的算法有极大似然算法和 Chan 氏算法(多基站情况)。得到的定位误差统计结果如图 4 所示。图 4 的横轴表示定位误差所在的范围。根据实验结果可知,本文所提方法的误差主要分布在 (2, 2.5] m 范围内,占总定位结果的 50.48%,且最大误差不超过 3m。与该算法相比,四边测量算法和 Chan 氏算法的最大误差均超过了 3m。Chan 氏算法

的性能优于四边测量算法,四边测量算法分布在 (2, 2.5] m 范围内的定位结果比 Chan 氏算法要小 13.71% 左右。因此,相比其他两种算法,本文提出的室内三维定位算法定位误差小且具有较优的性能。具体的统计特征如表 1 所列。

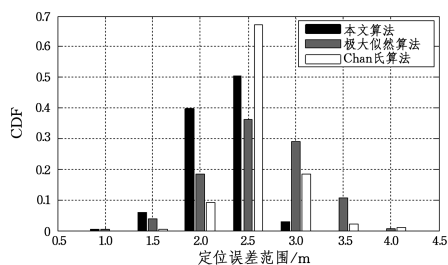


图 4 定位误差的统计结果对比

Fig. 4 Comparison of locating error statistics

表 1 定位算法的统计特征

Table 1 Statistical characteristics of algorithm

	极大似然 算法	Chan 氏算法 (多基站情况)	本文定位 算法
平均误差/m	2.1632	2.9570	1.7174
均方根误差/m	0.042058	0.493180	0.284620
运行时间/ms	1.922	3.262	4.102

由表 1 可知,基站数量的增多会导致计算量增大,定位计算的耗时显著延长。极大似然算法的均方根误差最低,其定位结果最稳定,大部分定位误差稳定在 2m 左右;本文提出的定位算法具有更小的平均误差且未带来过多的额外运行时间,均方根误差是 Chan 氏算法的 50%,具有较为稳定的定位效果。

3 种算法的定位误差的累积分布如图 5 所示。可以看出,在实验所处的定位场景中,本文提出的室内三维定位算法的定位误差主要分布在 3m 以内,其中误差在 2m 内的比例远高于 Chan 氏算法;极大似然算法的性能最差,这是因为它没有充分考虑测距信息噪声。

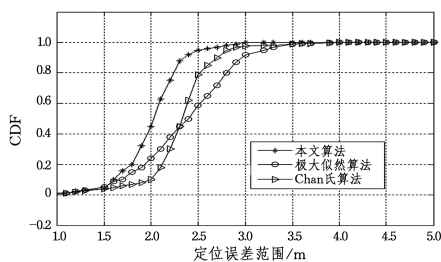


图 5 定位误差的累积分布对比

Fig. 5 Comparison of cumulative distribution results of locating error

2) 测距噪声对定位算法性能的影响

定位场景的基站部署沿用图 2 中的设置,8 个基站不完全共面。设定位区域为基站覆盖的房屋内部,根据房屋的空间限制,设置用户设备的可移动范围为: x 轴 0.2~15m, y 轴 0.2~6m, z 轴 0.2~6m。默认测距信息噪声服从均值为 0 的高斯分布,令高斯分布的方差分别为 0.1, 0.2, 0.3, ..., 2。考查距离噪声方差对定位结果的影响。

随机抽取定位区域中的 10000 个点进行定位,得到的定位误差统计结果如图 6 所示。由图 6 可知,当基站数量多于 4 个时,本文算法与极大似然算法受测距噪声方差的影响较

(下转第 159 页)

Based on Isolation Forest [J]. Journal of Computer Engineering and Science, 2017, 39(2): 236-244. (in Chinese)

侯泳旭,段磊,秦江龙,等. 基于 Isolation Forest 的并行化异常检测设计[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(2): 236-244.

[12] PREISS B R. Data Structures and Algorithms with Object Oriented Design Patterns in Java[M]. New Jersey: Wiley, 1999.

[13] WANG B, WANG S Y. A New Test Case Generation and Reduction Algorithm Based on Simulated Annealing[J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(2): 78-81. (in Chinese)

王博,王曙燕. 一种新的基于模拟退火的测试用例生成与约简算法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(2): 78-81.

[14] WANG C Y, LIU Z, WANG H B. An Algorithm for Exception Data Mining Based on OPTICS and IncLOF [J]. Journal of

Tianjin University of Science and Technology, 2015, 6(31): 14-18. (in Chinese)

王传玉,刘震,王怀彬. 一种基于 OPTICS 和 IncLOF 的异常数据挖掘算法[J]. 天津理工大学学报, 2015, 6(31): 14-18.

[15] KELLER F, MULLER E, BOHM K. HiCS: High contrast subspaces for density-based outlier ranking [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Data Engineering. 2012: 1037-1048.

[16] BRADLEY A P. The Use of the Area under the ROC Curve in the Evaluation of Machine Learning Algorithms [J]. Pattern Recognition, 1997, 30(7): 1145-1159.

[17] FAWCETT T. An Introduction to ROC Analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(8): 861-874.

(上接第 119 页)

小,且本文算法的均方根误差稳定在 1.8 m 左右。Chan 氏算法适应于测距方差处于一定范围内的场景,本文中 Chan 氏算法适应于测距方差在 0.4~1.6 范围内的情景。

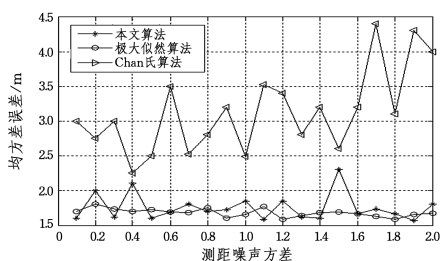


图 6 测距噪声对定位算法性能的影响

Fig. 6 Effect of ranging noise on performance of locating algorithm

结束语 本文提出了一种基站选择方法来减小室内定位的误差,其可以广泛地应用于各类蜂窝网的电信运营商级的室内定位场景,具有广阔的应用前景。该方法通过引入 TOA 消除 TDOA 中的虚定位点,并对初步定位结果进行二次聚类,以优选基站,达到减小室内定位误差的目的。下一步计划将服从高斯分布的定位误差应用于实际中,以降低不同定位场景可能带来的不同程度的定位差异。

参 考 文 献

[1] WU C S. Crowd sensing Based Wireless Indoor Position Location[D]. Beijing: Tsinghua University, 2015. (in Chinese)

吴陈沐. 基于群智感知的无线室内定位[D]. 北京:清华大学, 2015.

[2] ROSA F D, PELOSI M, NURMI J, et al. Indoor Positioning in WLAN. Mobile Positioning and Tracking: From Conventional to Cooperative Techniques[M] // Mobile Positioning and Tracking. 2017: 261-282.

[3] DE ANGELIS G, MOSCHITTA A, CARBONE P. Positioning techniques in indoor environments based on stochastic modeling of UWB round-trip-time measurements[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(8): 2272-2281.

[4] WU C X, ZHANG G G, YANG Y H. channeled trend from the network hierarchy architecture operators[J]. Digital Communication, 2013, 40(1): 48-51. (in Chinese)

吴翠先,张功国,杨映红. 从网络层次架构论运营商被管道化趋势[J]. 数字通信, 2013, 40(1): 48-51.

[5] WANG X, QIU J, FAN J, et al. MDS-based localization scheme for large-scale WSNs within sparse anchor nodes [C] // 2015 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2015: 6609-6614.

[6] AHMADI H, VIANI F, POLO A, et al. An improved anchor selection strategy for wireless localization of WSN nodes [C] // 2016 IEEE Symposium on Computers and Communication (ISCC). IEEE, 2016: 108-113.

[7] HAN M F. Multilateration Algorithm in WSN Based on K-means Clustering and Data Consistency [D]. Changchun: Jilin University, 2012: 45-49. (in Chinese)

韩梦飞. 基于 K-means 聚类和数据一致性的 WSN 多边形定位算法[D]. 长春: 吉林大学, 2012: 45-49.

[8] CHEN S J, WANG H Q, CHEN Q, et al. Research and Implementation of High Precision Indoor Location Simulation System[J]. Electronic Science & Technology, 2016, 3(6): 710-715. (in Chinese)

陈诗军,王慧强,陈强,等. 一种高精度室内定位仿真系统的研究与实现[J]. 电子科学技术, 2016, 3(6): 710-715.

[9] LIU Q, CHEN S J, WANG H Q, et al. Carrier-class Oriented High Precision Indoor location Standards, Systems and Technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2017: 16-25.

[10] YU P, ZHAN Y W. Moving weighted localization algorithm based on RSSI [J]. Application Research of Computers, 2016, 33(5): 1450-1453. (in Chinese)

余劼,战荫伟. 基于 RSSI 的移动权重定位算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(5): 1450-1453.

[11] LI J R, WANG W L, JIE J, et al. Localization Algorithm for Wireless Sensor Networks Based on MDS-MAP Integrated with Maximum Likelihood Estimating [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016, 29(4): 572-577. (in Chinese)

李津荣,王万良,介婧,等. 结合极大似然距离估计的 MDS-MAP 节点定位算法[J]. 传感技术学报, 2016, 29(4): 572-577.

[12] LEE S, MORTARI D. Quasi-equal area subdivision algorithm for uniform points on a sphere with application to any geographical data distribution [J]. Computers and Geosciences, 2017, 103: 142-151.