

基于 K 近邻法的 WiFi 定位研究与改进

吴泽泰, 蔡仁钦, 徐书燕, 吴小思, 傅予力

(华南理工大学 电子与信息学院, 广州 510640)

摘 要: 在分析位置指纹识别算法的基础上, 研究 K 近邻(KNN)法在室内定位中的应用。为提高定位精度, 设计新的相似度计算公式。针对 K 近邻法计算量大问题, 将聚类算法与 KNN 相结合, 提出一种新的 WiFi 定位算法。实验结果表明, 该算法在 WiFi 定位上与 KNN 精度基本一致, 但定位时间相应缩短, 可以满足室内和室外的定位要求。

关键词: WiFi 定位; 机器学习; 位置指纹识别; K 近邻法; 聚类; 箱形图

中文引用格式: 吴泽泰, 蔡仁钦, 徐书燕, 等. 基于 K 近邻法的 WiFi 定位研究与改进[J]. 计算机工程, 2017, 43(3): 289-293.

英文引用格式: Wu Zetai, Cai Renqin, Xu Shuyan, et al. Research and Improvement of WiFi Positioning Based on K Nearest Neighbor Method[J]. Computer Engineering, 2017, 43(3): 289-293.

Research and Improvement of WiFi Positioning Based on K Nearest Neighbor Method

WU Zetai, CAI Renqin, XU Shuyan, WU Xiaosi, FU Yuli

(College of Electronics and Information, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

[Abstract] In this paper, based on fingerprinting, the application of K Nearest Neighbor (KNN) method in indoor positioning is researched. In order to improve the positioning accuracy, this paper puts forward a new formula for calculating the similarity. Aiming at the problem of large amounts of computation for KNN method, it combines the clustering algorithm and KNN method, and proposes a new positioning algorithm. Experimental results show that, compared with the KNN, the proposed algorithm has comparable accuracy, and it significantly reduces the positioning time, which can satisfy the requirements of indoor and outdoor positioning.

[Key words] WiFi positioning; machine learning; location fingerprinting; K Nearest Neighbor(KNN) method; clustering; boxplot

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.03.048

0 概述

随着手机数量的爆发式增长与移动互联网的发展, 人们更加迫切地希望得到与所在位置相关的服务。基于位置的服务(Location Based Service, LBS)是指通过用户当前定位信息, 根据用户需求为其提供相应的服务。目前 LBS 已经在多个领域发挥了重要作用, 如导航、个人跟踪、广告、室外游戏、社区服务、物流等^[1]。全球定位系统(Global Position System, GPS)是当前主流的定位技术之一, 其通过卫星获取地理位置信息^[2]。但是在室内环境中, 由于信号容易受到障碍物的干扰, 定位目标和卫星之间无法进行视距内的通信, GPS 定位容易失效, 此时就需要其他技术来进行室内定位。

随着 WiFi 技术的成熟与普及, 基于 WiFi 的室内定位研究已成为当下研究的热点。在室内定位领域, 相比其他定位技术(如 GPS、蜂窝定位), WiFi 技术有如下优势: 1) 传输距离远、覆盖范围广, WiFi 信号覆盖半径可以达到约 100 m, 受非视距影响小。2) 传输速度快, 最快可以达 11 Mb/s, 能够实现快速信息传输, 满足用户需求。3) 部署便捷, 相比其他定位技术部署成本较低。仅依赖于现有 WiFi 网络, 不需要其他变动。

WiFi 信号的 ID、强度、传播时间、接收角度等信息都能被用于定位^[3]。其中, 基于 WiFi 信号的接收信号强度指示(Received Signal Strength Indication, RSSI)在定位领域有广泛的应用。根据采用的算法不同, 定位技术可以分为 2 类: 基于信号传播模型的

基金项目: 广州市科技计划项目“基于压缩感知的无线室内定位关键技术及应用”(2014J4100247)。

作者简介: 吴泽泰(1991—), 男, 硕士研究生, 主研方向为无线定位技术; 蔡仁钦、徐书燕、吴小思, 硕士研究生; 傅予力, 教授、博士生导师。

收稿日期: 2016-01-15 **修回日期:** 2016-04-04 **E-mail:** 1527437858@qq.com

定位和基于位置指纹识别算法的定位^[4]。

基于信号传播模型的定位是对 WiFi 信号的传播信道进行建模,它需要考虑如障碍物的大小、材质、朝向等很多难以用数学模型进行拟合的因素,这加大了定位难度。

基于位置指纹识别的定位方法通过提取指纹数据库中的模式特征,构建 RSSI 信息与位置信息之间的函数关系,不需要通过信号传播模型来确定距离与 RSSI 之间的映射关系,这在很大程度上降低了定位的难度。

本文基于位置指纹识别的定位算法研究 K 近邻(K Nearest Neighbor, KNN)分类法在 WiFi 定位中的应用,提出基于聚类 and KNN 的 WiFi 定位算法 CKNN,并对两者的定位效果进行比较。

1 定位算法与改进

1.1 RSSI 介绍

RSSI 是进行定位的重要依据,RSSI 值越大,表明信号越强。图 1 显示了在离 WiFi 热点不同距离的 3 个位置上(A,B,C),在 160 s 内分别采集到的 3 个位置 RSSI 信息。

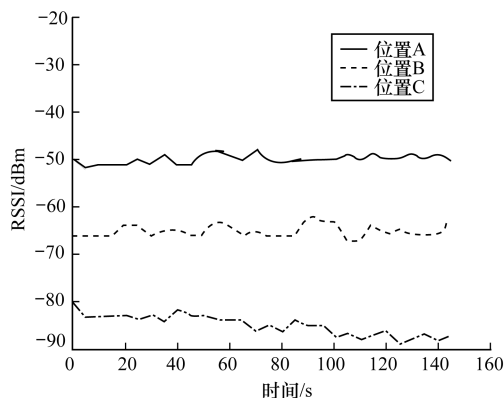


图 1 不同位置的 RSSI 信息

可以看出,由于采集过程受到环境干扰,WiFi 信号出现不同程度的衰减,因此对应的 RSSI 值也出现一定的波动。在实际定位中,为了减少误差,一个位置需要采集多次 RSSI 信息,计算其平均值作为对应位置 RSSI 值。

1.2 基于位置指纹识别的定位算法

随着机器学习算法的发展,越来越多机器学习算法被应用到 WiFi 定位技术中,它们主要通过挖掘指纹数据库中 RSSI 的模式提取出 RSSI 与位置之间的映射关系^[5]。机器学习算法从数据中获得数据产生的规律,同时用这些规律来预测未知的数据。机器学习算法根据学习的目标函数不同可以分为判别

算法和生成算法 2 类^[6]。

判别算法的设计思想是在有限样本下,不考虑样本的产生模型,直接建立判别函数进行预测。常见的方法有 K 近邻法、决策树、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等。判别算法通过寻找最优分类面来区别不同类别的数据,体现了不同类别数据之间的差别,算法模型学习的准确率较高,学习过程复杂度低。生成算法主要通过建立模型拟合数据的生成过程,根据模型对数据进行分类。常见的算法有隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)。生成算法可以学习隐变量存在的模型,而判别算法则不适用。生成算法准确率高,但计算复杂,速度较慢^[7]。

本文主要研究判别算法,提出基于 K 近邻法的 WiFi 定位算法。

1.2.1 基于 KNN 的 WiFi 定位算法

KNN 是一种非参数方法,其属于判别算法,通过目标样本的特征向量计算目标样本的类别属性。它在训练样本集中寻找与目标样本距离最近(相似度最大)的 K 个邻居样本,根据这 K 个最近邻居类别决定目标样本的类别。

在 WiFi 定位中,KNN 算法的过程如下:首先计算目标样本与所有训练样本的距离,然后找出距离最近的 K 个训练样本,加权平均 K 个训练样本对应的位置,最终得到预测位置。

假定场景中有 M 个 WiFi 热点,共采集了 N 次 RSSI 样本,训练样本数据集表示为:

$$I = \{(\mathbf{r}_1, \mathbf{o}_1), (\mathbf{r}_2, \mathbf{o}_2), \dots, (\mathbf{r}_i, \mathbf{o}_i), \dots, (\mathbf{r}_N, \mathbf{o}_N)\} \quad (1)$$

其中,向量 $\mathbf{r}_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iM}) \in \mathbb{R}^M$,表示来自 M 个 WiFi 热点的 RSSI 向量, r_{i1} 为来自第 1 个 WiFi 热点的 RSSI, r_{i2} 为来自第 2 个 WiFi 热点的 RSSI,依次类推, r_{iM} 为来自第 M 个 WiFi 热点的 RSSI;位置向量 $\mathbf{o}_i = (x_i, y_i) \in \mathbb{R}^2$ 表示 \mathbf{r}_i 向量对应的位置, x_i 为该位置的 x 轴坐标, y_i 为该位置的 y 轴坐标。训练样本的 RSSI 向量 \mathbf{r}_i 和位置向量 \mathbf{o}_i 都是已知的, $i = 1, 2, \dots, N$ 。

在定位阶段,输入目标样本的 RSSI 向量,通过 KNN 法计算位置向量(x, y)。

先计算 \mathbf{r} 向量与所有训练样本的相似度,确定与 \mathbf{r} 向量最相似的 K 个训练样本,其中 $K \leq N$ 。 \mathbf{r} 向量(r_1, r_2, \dots, r_M)与训练样本 \mathbf{r}_i 向量的余弦相似度定义为:

$$Sim_i = \frac{\mathbf{r}_1 \times r_{i1} + \mathbf{r}_2 \times r_{i2} + \dots + \mathbf{r}_M \times r_{iM}}{\sqrt{\mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_1 + \mathbf{r}_2 \times \mathbf{r}_2 + \dots + \mathbf{r}_M \times \mathbf{r}_M} \times \sqrt{r_{i1} \times r_{i1} + r_{i2} \times r_{i2} + \dots + r_{iM} \times r_{iM}}} \quad (2)$$

按照式(2), $i=1,2,\dots,N$, 得到 \mathbf{r} 向量与 N 个训练样本的相似度后, 取最大的 K 个相似度 $Sim_{K1}, Sim_{K2}, \dots, Sim_{KK}$ 以及它们对应的坐标 $(x_{K1}, y_{K1}), (x_{K2}, y_{K2}), \dots, (x_{KK}, y_{KK})$ 。为了对相似度进行归一化处理, 这 K 个坐标对最终定位结果的权重 $w_{K1}, w_{K2}, \dots, w_{KK}$ 定义为:

$$\begin{cases} w_{K1} = \frac{Sim_{K1}}{\sum_{i=1}^K Sim_{Ki}} \\ w_{K2} = \frac{Sim_{K2}}{\sum_{i=1}^K Sim_{Ki}} \\ \vdots \\ w_{KK} = \frac{Sim_{KK}}{\sum_{i=1}^K Sim_{Ki}} \end{cases} \quad (3)$$

对样本坐标进行加权^[8], 得到最终目标样本的位置坐标:

$$x = w_{K1}x_{K1} + w_{K2}x_{K2} + \dots + w_{KK}x_{KK} \quad (4)$$

$$y = w_{K1}y_{K1} + w_{K2}y_{K2} + \dots + w_{KK}y_{KK} \quad (5)$$

利用 KNN 法对目标样本做预测时, 需要计算目标样本与所有训练样本之间的距离。当训练样本的数量很大时, KNN 算法会因为巨大的计算量耗费大量的时间。而聚类与 KNN 思想可以应用到文本分类^[9], 为此, 本文将聚类算法和 KNN 法相结合应用到 WiFi 室内定位中, 从而提高算法的效率。

1.2.2 聚类算法的选择

文献[10]提出的聚类思想是根据 RSSI 向量进行信号强度排序, 选取最大信号强度接入点作为聚类中心, 这种简单的选定聚类中心思想具有以下局限: 假定来自 2 个不同点 A, B 的 RSSI 向量 $\mathbf{r}_A = (100, 103, 97, 98)$, $\mathbf{r}_B = (103, 98, 97, 100)$, 这样, 2 个向量就拥有一样的强度值 199, 假定这个值就是当前区域最大强度值, 这样就无法确定唯一聚类中心, 因此, 文献[10]方法在拥有相同射频接收强度指标但位置不同的情况下会产生聚类中心模糊问题。

本文选定的聚类算法是 K-means。K-means 算法流程如下: 初始随机给定 K 个聚类中心, 按照最邻近原则将待分类样本点分到各个类中。然后按平均法重新计算各个类的质心, 从而确定新的聚类中心。一直迭代, 直到样本点到聚类中心移动距离最小。对于上述情况, 由于 K-means 算法开始会随机选定 K 个聚类中心, 之后通过反复迭代调整这 K 个聚类中心值, 因此不可能出现多一个或者少一个聚类中心情况, 这

样就可以在一定程度上避免聚类中心模糊问题。

K-means 算法的目标函数是:

$$J = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K w_{nk} \|\mathbf{x}_n - \mathbf{c}_k\|^2 \quad (6)$$

其中, w_{nk} 表示数据点 x_n 是否被归类到 c_k 的情况, 当 x_n 被归类到 c_k 时, w_{nk} 为 1, 否则为 0; K 表示聚类数。算法通过不断迭代找到最小 J 值对应的 w_{nk} 集合, $n=1,2,\dots,N, k=1,2,\dots,K$ 。K-means 的 K 值会影响最小 J 值。K-means 算法的核心在于确定聚类数, 保证目标函数最小。

1.2.3 基于聚类-KNN 的 WiFi 定位算法

在 WiFi 定位中, CKNN 算法主要分为 2 个阶段: 学习阶段和推理阶段。在学习阶段, 先对所有训练样本进行聚类, 得到聚类中心和每个训练样本对应的类别。在推理阶段, 先找出与目标样本最相似的类, 然后在最相似类中找到最相似的 K 个邻居样本, 最后根据 K 个最相似的邻居样本预测得到目标样本的属性值, 加权平均 K 个训练样本对应的位置, 得到最终预测的位置。

在学习阶段, 通过 K-means 算法对训练样本集 I 进行聚类, 得到 V 个类 $\{c_1, c_2, \dots, c_v, \dots, c_V\}$, 它们的类中心 RSSI 向量定义为 $\{C_1, C_2, \dots, C_v, \dots, C_V\}$, 训练样本被划分到 V 个类中, 得到聚类训练样本数据集:

$$L = \{(\mathbf{r}_1, c_{v1}), (\mathbf{r}_2, c_{v2}), \dots, (\mathbf{r}_i, c_{vi}), \dots, (\mathbf{r}_N, c_{vN})\} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{r}_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iM}) \in \mathbb{R}^M$ 表示来自 M 个 WiFi 热点的 RSSI 向量, 对应的类别 $c_{vi} \subseteq \{c_1, c_2, \dots, c_v, \dots, c_V\}$ 属于 V 个类别中的某一类。 c_v 类的训练样本包括 $\{\mathbf{r}_{v1}, \mathbf{r}_{v2}, \dots, \mathbf{r}_{vp}\}$, 共 p 个训练样本, c_v 类中心的 RSSI 向量为:

$$\mathbf{C}_v = (\overline{r_{v1}}, \overline{r_{v2}}, \dots, \overline{r_{vm}}, \dots, \overline{r_{vM}}) \quad (8)$$

该 RSSI 向量由所有 c_v 类训练样本取平均得到。

目标样本数据表示为 $\mathbf{T} = ((\mathbf{r}_{t1}, \mathbf{r}_{t2}, \dots, \mathbf{r}_{tM}), (x, y))$, 其中, 向量 $\mathbf{r}_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iM}) \in \mathbb{R}^M$ 表示来自 M 个 WiFi 热点的 RSSI 向量; 位置向量 $\mathbf{o} = (x, y)$ 表示目标样本的位置信息。目标样本的 RSSI 向量已知, 位置向量未知, 通过 CKNN 算法计算位置向量 (x, y) 。

首先计算 \mathbf{r} 向量与 V 个类中心 RSSI 向量 $\{C_1, C_1, \dots, C_v, \dots, C_V\}$ 的相似度, 确定与 \mathbf{r} 向量最相似的类别。 \mathbf{r} 向量 $\{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_M\}$ 与第 i 个类中心的 RSSI 向量 $\mathbf{C}_i = (\overline{r_{i1}}, \overline{r_{i2}}, \dots, \overline{r_{im}}, \dots, \overline{r_{iM}})$ 的余弦相似度定义为:

$$Sim_i = \frac{\mathbf{r}_1 \times \overline{r_{i1}} + \mathbf{r}_2 \times \overline{r_{i2}} + \dots + \mathbf{r}_M \times \overline{r_{iM}}}{\sqrt{\mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_1 + \mathbf{r}_2 \times \mathbf{r}_2 + \dots + \mathbf{r}_M \times \mathbf{r}_M} \times \sqrt{\overline{r_{i1}} \times \overline{r_{i1}} + \overline{r_{i2}} \times \overline{r_{i2}} + \dots + \overline{r_{iM}} \times \overline{r_{iM}}}} \quad (9)$$

按照类似步骤,计算 r 向量与其他类别中心 RSSI 向量的相似度,经过 V 次计算,得到 V 个余弦相似度 $\{Sim_1, Sim_2, \dots, Sim_v, \dots, Sim_V\}$,其中最大相似度所对应的类别 c_v 就是与 r 向量最相似的类别。

根据式(2)确定最相似类别 c_v 与 r 向量最相似的 K 个样本 $r_{K1}, r_{K2}, \dots, r_{KK}$,相似度分别为 $Sim_{K1}, Sim_{K2}, \dots, Sim_{KK}$,它们对应的坐标为 $(x_{K1}, y_{K1}), (x_{K2}, y_{K2}), \dots, (x_{KK}, y_{KK})$,为了对相似度进行归一化处理,对预测结果的影响权重定义为 $\{w_{K1}, w_{K2}, \dots, w_{KK}\}$,计算公式同式(3)。

将样本坐标按权重加权,最终目标样本的位置坐标,计算公式同式(4)与式(5)。

2 实测结果分析

2.1 数据采集与处理

数据采集地点为 2 个没有遮挡物的房间,在 2 个房间布置了 54 个参考位置,共采集了 8 605 个 RSSI 样本,分别来自 5 个 WiFi 热点。以参考位置(4,4)为例,数据集中有 170 次该位置的 RSSI 信息,随机取其中 10 次 RSSI 信息,由于噪声干扰,样本中有一些异常样本,这些异常样本信号值明显偏离参考位置信号的分布。一般通过观察信号箱形图的分布剔除异常点。图 2 显示了坐标为(4,4)参考位置 RSSI 值的箱形图。

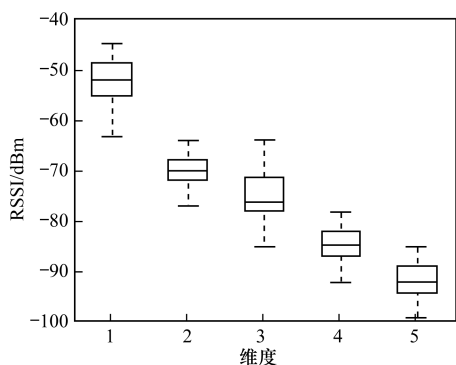


图 2 RSSI 值箱形图

在图 2 中,横坐标表示对应的 WiFi 热点,中间线代表中位数,箱形的上下边代表四分位数。通过剔除 1.5 倍四分位线外的数据^[11],最终得到 8 400 个稳定样本。为提高训练质量,8 400 个训练样本按照 8:2 的比例划分为训练样本和测试样本,训练样本有 6 720 个,测试样本有 1 680 个。

2.2 K-means 算法聚类数的确定

对于 K-means 算法,改变聚类个数,通过采集到的 RSSI 向量计算 J 值,其变化情况如图 3 所示。可

以看出,当聚类个数 $K=4$ 时,函数目标值 J 的变化减缓。根据 K-means 确定聚类数方法——肘方法^[12],可知 $K=4$ 为最佳聚类类别数。

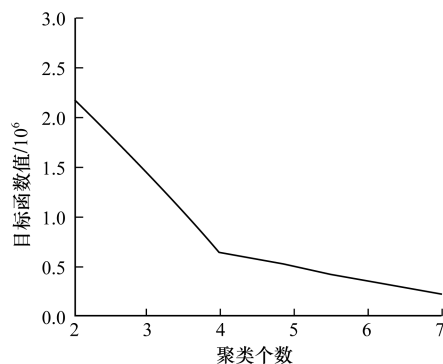


图 3 K-means 目标函数变化情况

2.3 CKNN 算法与 KNN 算法的对比

CKNN 算法的聚类算法选取为 K-means,聚类算法 K 值选为 4,对 1 680 个样本分别用 KNN 和 CKNN 算法进行位置预测。为了区别 K-means 中的 K 值,用 K_n 表示邻居样本个数。通过改变邻居样本的个数 K_n ,得到定位误差随邻居样本个数变化的情况,如图 4 所示。可以看出,当邻居样本个数 K_n 较小时,噪声对定位结果的干扰较大。随着 K_n 的增加,2 种算法的平均误差基本都在下降,这是由于随着邻居样本增加,样本由更多的邻居样本决定,减小了噪声等带来的干扰。当邻居样本个数太大时,引入了距离较远的位置作为邻居样本,由此增加了定位误差,因此,取邻居样本个数为 3 是合适的选择^[13]。

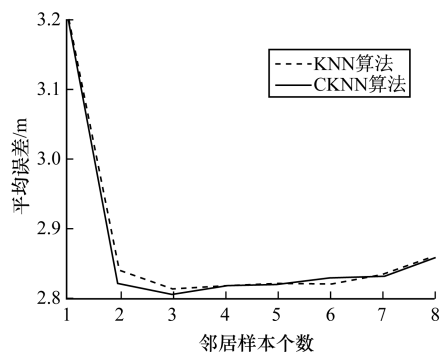


图 4 平均误差随邻居样本个数的变化

从图 4 中可以看出,不同邻居样本个数下,CKNN 算法的平均定位误差和 KNN 算法的平均定位误差相差不超过 0.1 m。

取邻居样本个数为 3,观察 CKNN 和 KNN 算法的预测精度。图 5 为 CKNN 算法和 KNN 算法的误差累积概率分布曲线。可以看出,KNN 算法和 CKNN 算法约有 80% 误差在 3 m 以内。

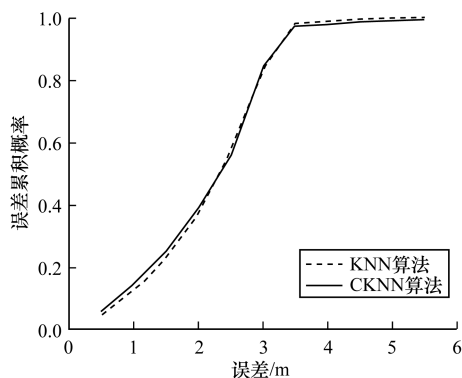


图5 误差累积概率分布对比

在相同配置的计算机上运行CKNN算法和KNN算法,从X轴误差、Y轴误差、定位误差平均值和定位误差的方差、平均定位时间5个指标^[14]来评价CKNN算法和KNN算法,此外,本文对比了HMM算法的算法性能,结果如表1所示。

表1 算法性能对比

指标	CKNN 算法	KNN 算法	HMM 算法
X轴误差/m	1.51	1.50	1.37
Y轴误差/m	2.01	2.03	1.81
误差平均值/m	2.83	2.84	2.67
误差方差	1.55	1.58	1.40
平均定位时间/s	8.39	4.62	15.67

由表1可以看出,CKNN算法和KNN算法在X轴误差、Y轴误差和定位误差平均值3个指标上的表现相差在0.02 m以内,由此可以得出2种算法在WiFi定位中的精度基本一致。相比HMM算法,CKNN算法精度有一定的差距,但在平均定位时间上,CKNN算法比KNN算法快3.77 s,比HMM算法快11.05 s。而在一定的精度误差内,定位时间更决定了定位效果^[15],因此,CKNN算法更具有实用性。

从以上的分析可以看出,与KNN算法相比,CKNN算法在精度上基本一致,但是运算时间更短,所以,在WiFi定位中选用CKNN算法能在不影响精度条件下明显缩短定位时间。

本文同时对比了基于KNN算法WiFi定位研究的相关成果,其中,文献[10]提出的改进KNN算法在定位时间上有较大改进,但定位误差较大,均方根误差为9.68 m,最大定位误差为29.3 m,这在严格要求定位误差的场景尤其是室内定位中难以适应。本文的CKNN算法虽然在定位时间上与文献[10]算法有差距,但定位误差只有2.83 m,同时定位时间在保持在6 s以内,可满足实际要求。

3 结束语

WiFi室内定位是目前的研究热点之一,本文主要研究K近邻法在WiFi定位中的应用问题,同时改

进相似度计算公式,提出将K-means算法与K近邻法相结合。理论推导与实测结果均表明,将K-means和K近邻法相结合的方法相比K近邻法在WiFi定位中精度上基本一致,但是明显缩短了定位时间。同时,本文对比了WiFi室内定位领域的相关研究成果,表明本文定位方法在合理的定位时间内可以保持较高的定位精度,同时适用于室内和室外定位。下一步研究将集中在提高定位算法精度、改进相似度计算公式和提高算法性能等方面。

参考文献

- [1] 张瑞桐,李中华,冯晓娇,等. 基于互联网地理信息公共服务平台的智慧医疗可行性研究[J]. 测绘与空间地理信息,2015(3):44-46.
- [2] 李伟章. 全球定位系统(GPS)介绍[J]. 无线电技术与信息,2006(4):4-7.
- [3] Hou Yuying, Sum G, Fan Bin. The Indoor Wireless Location Technology Research Based on WiFi[C]// Proceedings of the 10th International Conference on Natural Computation. Washington D. C., USA: IEEE Press,2014:1044-1049.
- [4] 都伊林. 一种模糊聚类KNN位置指纹定位算法[J]. 微型机与应用,2012,31(23):178-181.
- [5] Ramakrishnan A K, Preuveneers D, Berbers Y. A Modular and Distributed Bayesian Framework for Activity Recognition in Dynamic Smart Environments[J]. Lecture Notes in Computer Science,2013,8309:293-298.
- [6] 蔡仁钦. 基于RSSI的WiFi室内定位算法研究和系统实现[D]. 广州:华南理工大学,2014.
- [7] 邓志安. 基于学习算法的WLAN室内定位技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2012.
- [8] 李文杰,李文明. 基于k-近邻算法的定位方法设计和仿真[J]. 计算机仿真,2009,26(4):194-196.
- [9] Zhou Yong, Li Youwen, Xia Shixiong. An Improved KNN Text Classification Algorithm Based on Clustering[J]. Journal of Computers,2009,4(3):230-237.
- [10] 刘兴川,林孝康. 基于聚类的快速Wi-Fi定位算法[J]. 计算机工程,2011,37(4):285-287.
- [11] 肖先勇,王希宝,季广辉. 基于箱形图和矩估计的敏感元件电压凹陷敏感度评估[J]. 电网技术,2008,32(17):64-68.
- [12] 孙吉贵,刘杰,赵连宇. 聚类算法研究[J]. 软件学报,2008,19(1):48-61.
- [13] Canedo-Rodríguez A, Álvarez-Santos V, Regueiro C V, et al. Particle Filter Robot Localisation Through Robust Fusion of Laser, WiFi, Compass, and a Network of External Cameras[J]. Information Fusion,2016,27:170-188.
- [14] 杨帆,赵东东. 基于Android平台的WiFi定位[J]. 电子测量技术,2012,35(9):116-119.
- [15] Chandra S, Bharti A K. Speed Distribution Curves for Pedestrians During Walking and Crossing[J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences,2013,104:660-667.

编辑 金胡考