

室内信号强度指纹定位算法改进

蔡朝晖 夏 溪 胡 波 范丹玫

(武汉大学计算机学院 武汉 430070)

摘 要 由于人们对基于位置服务的需求越来越高,室内定位技术在诸多领域得到了广泛的应用,而定位算法则是室内定位研究的重点。首先介绍了最近邻和 KNN 两种信号强度指纹定位算法,并说明了 KNN 信号强度指纹算法的不足。在 KNN 信号强度指纹定位算法的基础上,提出了改进的基于区域划分的定位算法。在定位阶段,首先对接收信号强度进行补偿和滤波处理,以降低各种外在因素对定位精度的影响;同时对定位区域进行划分,选择主参考节点,并基于加权的最近邻匹配来选择最近的信号强度指纹;最后对定位结果进行计算并验证。仿真实验表明,改进的区域划分算法相对于传统的 KNN 算法,定位精度提高了 22.2%,达到 2.1m,证明了改进算法的可行性。

关键词 位置指纹, K 近邻, 区域划分, 室内定位

中图分类号 TP393.17 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.11.035

Improvements of Indoor Signal Strength Fingerprint Location Algorithm

CAI Zhao-hui XIA Xi HU Bo FAN Dan-mei

(School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430070, China)

Abstract As people have increasingly high demand of location-based services, indoor positioning technology in many fields has been widely used, and location algorithm is most important in indoor positioning research. This paper described the nearest neighbor and KNN signal strength fingerprint location algorithm and showed the disadvantage of KNN fingerprint algorithm. On the basis of KNN localization algorithm, an improved location algorithm based on region division was proposed. In the first stage, received signal strength was compensated and filtered to reduce the influence of various external factors on the positioning accuracy. Then we divided the location area, selected the major node and the most recent signal strength fingerprints. Finally the location result was calculated and verified. The simulation proves the improved region division algorithm improves the positioning accuracy of 22.2%, reaching 2.1m compared with the traditional KNN algorithm, which proves the feasibility of this improved algorithm.

Keywords Location fingerprint, KNN, Region division, Indoor positioning

1 引言

相对于传统的室外定位技术,室内定位技术起步较晚,但这是一个非常重要的领域。如在大型超市中,通过获得消费者位置信息和商品位置信息,可以实现智能导购;在医院可以对病人、医护人员进行监管,提高救治效率;在博物馆展会对游客实现智能导游等。寻找一种精度高、稳定性好的无线定位系统成为室内定位领域的迫切需求,而定位算法是解决这一问题的关键。

在复杂的室内传播环境中,多径、散射、反射等引起的信号非直达传播是室内信道信号的主要特征。大量研究表明^[1-3],在复杂的室内传播环境中,应用典型的参数化室内定位方法(需要通过参数估计结果进行定位,其定位性能和参数估计的精度密切相关),如 TOA^[4]、TDOA^[5]、AOA、RSSI^[6]等,定位性能往往不太理想,这是因为在严重的多径散射下,参数的估计往往存在较大的误差,这些误差在一定程度上影响了上述定位方法在室内定位时的定位性能。与参数化室内

定位方法相比,非参数化的室内定位方法无需估计参数,可以有效地对抗室内多径传播,在很大程度上提高了室内定位的精度^[7]。典型的非参数化室内定位方法有信号强度指纹定位技术^[8]、空间谱定位技术、机器学习型自适应定位技术^[9]、图像指纹定位技术^[10]等。

由于在复杂障碍环境中定位性能的优势,非参数化的室内定位技术受到了越来越多研究者的关注。目前,基于信号强度指纹的定位技术主要有 3 种:基于信号衰减模型的定位算法^[11]、基于位置指纹的定位算法以及基于无线传感器网络的定位算法^[12-14]。本文在后面章节主要对基于信号强度的位置指纹定位算法进行改进研究。

2 信号强度指纹定位算法

确定性的信号强度指纹定位算法是用每个参考节点的信号强度的平均值作为信号强度指纹,然后采用确定性的推理算法来估计用户的位置。目前常见的信号强度指纹定位算法有最近邻法(NN)和 K 近邻法(KNN)^[15]。

到稿日期:2014-01-14 返修日期:2014-03-24

蔡朝晖(1968—),女,博士,硕士生导师,主要研究方向为数字媒体技术、数字图像处理, E-mail: zhcai@whu.edu.cn; 夏 溪(1988—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理; 胡 波(1987—),男,硕士生,主要研究方向为嵌入式; 范丹玫(1989—),女,硕士生,主要研究方向为嵌入式。

2.1 最近邻法

最近邻法(Nearest Neighborhood, NN)是最基本的算法,它是K最近邻法的特殊情况,即 $K=1$ 。定位节点在定位阶段,首先获取周围参考节点的信号强度,记作 $S=(S_1, S_2, \dots, S_n)$,其中 n 为参考节点的数目,然后将此信号强度与指纹数据库中的指纹数据 $F=(f_1, f_2, \dots, f_n)$ 进行匹配,从而获取定位节点的位置信息。NN算法在匹配阶段采用式(1)中的方法,通过计算 S 与 F_i 之间的距离,获取与 S 距离最小的那个信号强度指纹,并以 F_i 的位置坐标 (x_i, y_i) 作为定位节点的最终定位结果。

$$\min(D_i), D_i = \left| \sum_{j=1}^n (s_j - f_{ij})^q \right|^{\frac{1}{q}}, i=1, 2, \dots, l \quad (1)$$

式中, D_i 为定位节点接收参考节点发射的信号强度 S 与第 i 个信号强度指纹矢量之间的距离; s_j 为定位节点收到第 j 个参考节点发射的信号强度; f_{ij} 为第 i 个信号强度指纹矢量 F_i 来自第 j 个参考节点发送的信号强度; l 为参考节点的个数; $q=1$ 时代表曼哈顿距离, $q=2$ 时代表欧几里得距离,在实际定位过程中可以根据自己的需求与定位精度来选取 q 的值。

2.2 K近邻法

K近邻法是在最近邻法的基础上改进而来的,它们之间的区别在于KNN算法在匹配信号强度指纹数据库时,并不是选择与定位节点接收信号强度 S 最近的那个指纹数据 F ,而是选择与距离最近的 $K(K \geq 2)$ 个指纹数据矢量,再计算这 K 个信号强度指纹参考点的平均坐标 $(\bar{x}, \bar{y})$,并将其作为定位节点的最终位置信息,在计算矢量距离时通常采用欧几里得距离来计算。其定位公式如下所示,式(2)中的 (x_i, y_i) 是第 i 个信号强度指纹参考点的位置坐标。

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n (s_j - f_{ij})^2}, i=1, 2, \dots, l \quad (2)$$

$$(\bar{x}, \bar{y}) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x_i, y_i) \quad (3)$$

KNN定位算法在离线采集信号强度指纹阶段,采集周围所有参考节点的信号强度,每个位置采集的参考节点的个数不一样,这导致数据库中存在过多的冗余信息。KNN定位算法从指纹数据库中全局搜索最近 K 个临近指纹,首先,搜索空间过大,降低了定位算法的时间复杂度;第二,由于离线数据库中相似信号强度指纹的影响,定位结果会产生较大的误差;第三,没有考虑最近参考节点对指纹匹配会产生更大影响。

针对以上的不足,本文引入了基于区域划分的定位算法,即用定位区域划分以及在求解信号欧拉距离时进行加权处理来解决上述问题。

3 基于区域划分的信号强度指纹定位算法

3.1 离线阶段

1. 定位区域划分

根据信号强度与传输距离的关系及参考节点的布置,将定位区域分为 n 个小区域,对不同区域的指纹数据库的信号强度指纹进行聚类,以减少信号强度指纹数据库的冗余量。本文在定位区域的4个角分别布置一个参考节点,在进行定位前,首先对定位区域进行划分,如图1所示,根据信号强度的可区分性,将整个区域划分成大区域和小区域,其中大区域又分为8个小区域。

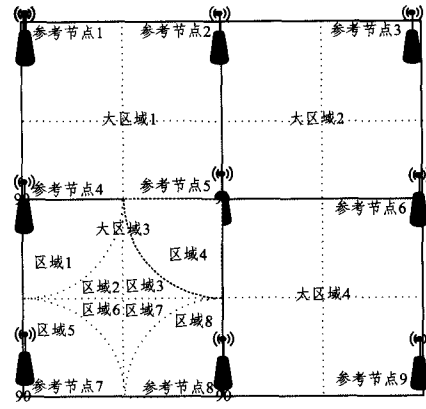


图1 定位区域划分示意图

因此,定位问题就可以等价为:根据定位节点收到的 n 个参考节点的信号强度向量,首先判断定位节点在哪个大区域内,然后判断在哪个小区域内,最后再在小区域内用定位算法进行精确定位。

2. 离线信号强度指纹采集

本算法在离线收集信号强度指纹时,只收集如图1所示大区域内的4个参考节点的信号强度值,其他区域参考节点的信号强度不收集,以减小信号强度指纹数据库的冗余。同时,在大区域内的信号强度指纹按照8个不同小区域进行聚类。在在线阶段进行最近邻匹配时,只对该小区域内的信号强度指纹进行匹配,以减少在线最近邻匹配时间。

3.2 信号强度预处理

由于接收信号强度受各种因素干扰而引起不稳定性,为了排除测量RSSI值导致的定位误差,在进行定位算法计算之前,有必要对RSSI值进行预处理。在预处理阶段,由于信号强度可以近似认为服从正态分布,首先采用滤波算法对信号强度进行滤波处理,以去除一些奇异点,使信号强度更加平稳。同时,加入信号补偿处理,补偿丢包的信号强度值。

定位算法在离线采集信号强度指纹数据库时,将RSSI值进行滤波处理后,再存入数据库中。在在线定位阶段,参考节点接收到定位节点发送 n 次定位请求后,也先进行滤波处理。

3.3 定位算法模块

1. 参考节点选择

在参考节点选择阶段,根据最近参考节点选择所在区域,去除一些距离太远的无效参考节点,只收集附近区域参考节点的信号强度,以减小无效参考节点对定位结果的影响。在线定位时,定位节点广播发送 n 次定位请求,单跳范围内的参考节点收到定位请求后提取信号强度值,并对RSSI值进行滤波处理后发送给定位节点。定位节点收到周围 n 个参考节点发送的信号向量 $(RSSI_1, RSSI_2, \dots, RSSI_n)$ 后,参考节点选择的流程如下:

1)判断信号强度最强的参考点,并选取该参考节点为主参考节点。假设接收的最大信号强度值为 $RSSI_{\max}$,根据 $RSSI_{\max}$ 可以判断待定位节点在周围的4个可能大区域中。

2)确定待定位节点在某一区域内。如图2所示,若参考节点4、参考节点7、参考节点8这3个参考节点至少有两个参考节点的信号强度大于其他3个区域,则可认为待定位节点在A点,其他大区域依次类推。

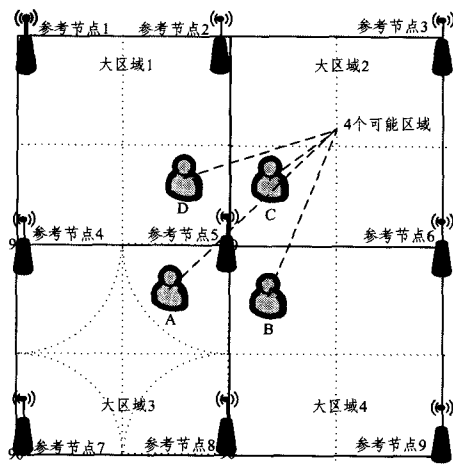


图2 定位节点可能的区域

3) 确定定位节点在某一小区域中。若 $RSSI_{max}$ 大于某一阈值 $RSSI_{limit}$, 则定位节点在离主参考节点比较近的小区域中; 否则, 定位节点在离主参考节点较远的小区域中, 其中 $RSSI_{limit}$ 定义为可区分性的信号强度临界值。

2. 最近邻匹配

在最近邻匹配阶段, 根据距离较近的参考节点对信号强度影响较大这一特点, 采用信号强度加权的方法匹配最近邻指纹, 以排除信号欧氏距离相似性问题。相对 KNN 算法的 K 最近邻匹配, 本文引入了动态的 K 值, 即采用动态的最近邻个数, 使定位结果更加精确。在确定主参考节点和定位区域后, 需要从离线信号强度指纹数据库中找到匹配的最近 K 个信号强度指纹。最近邻指的是离线信号强度指纹数据库中与在线定位阶段获得的信号强度向量的距离最小的信号强度指纹。加权处理的目的是更突出最近参考节点对定位结果的影响力, 对接收的较强的信号强度分配较大的权重。

最近邻匹配的流程如下:

1) 从收到的信号向量中, 提取定位节点所在大区域的周围 4 个参考节点的信号强度向量 ($RSSI_1, RSSI_2, RSSI_3, RSSI_4$), ($RSSI_1, RSSI_2, RSSI_3, RSSI_4$) 与该大区域内的 4 个参考节点一一对应。

2) 计算待定位节点对应小区域内的信号强度指纹数据库中的信号加权距离。由于信号强度越强, 则其对应的绝对值越小, 因此第 i 个参考节点权重因子 ω_i 定义为式(4)。加权后的信号距离公式如式(5)所示。

$$\omega_i = \frac{|1/RSSI_i|}{|\sum_{i=1}^4 (1/RSSI_i)|} \quad (4)$$

$$Dis = \sqrt{\sum_{i=1}^4 \omega_i \cdot (rssi_i - RSSI_i)^2} \quad (5)$$

式中, $rssi_i$ 为指纹数据库中与 $RSSI_i$ 对应的信号强度值。

3) 选择 Dis 小于阈值 Dis_{max} 的信号强度指纹。 Dis_{max} 根据经验值来选择, 目的是滤除误差较大的信号强度指纹点。若定位系统精度要求较高, 则 Dis_{max} 可以取作一个较小的值, 如式(6)所示。

$$Dis_{max} = \sqrt{\sum_{i=1}^4 \omega_i(0,0) \cdot (rssi_i(0,0) - rssi_i(2,2))^2} \quad (6)$$

式中, $\omega_i(0,0)$ 为坐标 $(0,0)$ 处的离线指纹的权重因子, $rssi_i(0,0)$ 为坐标 $(0,0)$ 处的信号强度指纹, $rssi_i(2,2)$ 为坐标 $(2,2)$ 处的信号强度指纹。

3. 定位结果计算

获得最近邻信号强度指纹后, 需要根据这些最近邻来计算定位节点的坐标。KNN 算法在计算时, 只是用平均或者加权平均 K 个最近邻来获取定位结果, 而没有考虑离散信号强度指纹对定位精度的影响。

为了排除离散信号强度指纹的影响, 本算法的定位结果计算流程如下:

1) 假设由最近邻匹配得到 K 个最近邻指纹, 这 K 个指纹的坐标分别为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_k, y_k)$ 。

2) 计算第一个信号强度指纹 (x_1, y_1) 到其他指纹间的欧氏距离, 分别为 $d_{12}, d_{13}, \dots, d_{1k}$ 。如果 d_{1k} 满足:

$$d_{1k} < 2\sqrt{d_x^2 + d_y^2} \quad (7)$$

则可以认为第 k 个信号强度指纹在第一个信号强度指纹周围, 其中 d_x, d_y 分别为水平方向和竖直方向的平均采样间距, 若每隔 $1m \times 1m$ 采样, 则取为 $2\sqrt{2}$; 如果不满足, 则认为该信号强度指纹比较离散, 可以排除。

3) 计算满足式(7)的 d 的最近邻坐标的加权值即为最后的定位结果。计算公式如式(8)所示, 其中 Dis 为式(5)计算的信号强度加权欧氏距离。

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{Dis_i}{\sum_{j=1}^k Dis_j} \times (x_i, y_i)}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{Dis_i}} \quad (8)$$

4. 基于位移的修正

由于受人体、环境等因素干扰, 接收信号强度值经常出现波动。虽然信号滤波处理在一定程度上能够消除信号抖动的影响, 但是定位结果还是会出现漂移现象。为了使定位结果更符合人的运动实际情况, 需要消除错误的位置抖动。由于人的运动速度有限, 理论上人每秒运动速度会小于一个阈值, 设定为 $speed$, 则当前的定位位置与上一次的定位位置之间的距离 Dis 应该满足:

$$Dis \leq t \cdot speed \quad (9)$$

式中, t 为两次定位之间的时间差。理论上, $speed$ 应该小于 $0.7m/s$ 。 $speed$ 可以根据实际情况而设定, 由于不同的人可能有不同的移动速度, 因此可以根据当前定位系统的精度要求, 对于细粒度的定位系统, $speed$ 可以设定为一个较小的值; 相反, 则可以设定为一个较大的值。

3.4 算法流程

基于区域划分的信号强度指纹定位算法主要包括区域划分、参考选择、最近邻匹配、定位结果计算、基于位移的修正等几个过程。本算法的流程如图3所示。

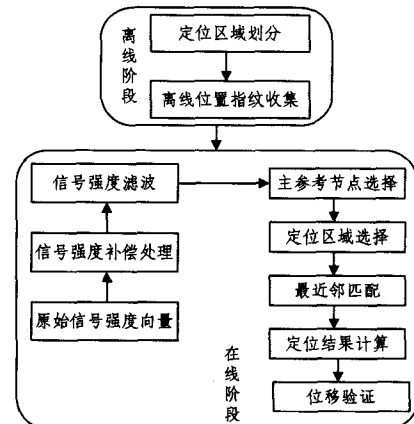


图3 区域划分定位算法流程

4 仿真结果及误差分析

本节用 Matlab 对上述改进的定位算法进行仿真分析。如图 4 所示,仿真区域为 50m×50m,一共布置 36 个参考节点,每隔 10m 布置一个参考节点。仿真结果表明,本文改进的算法的定位精度比 KNN 算法有明显提高,下面将对仿真结果进行详细分析。

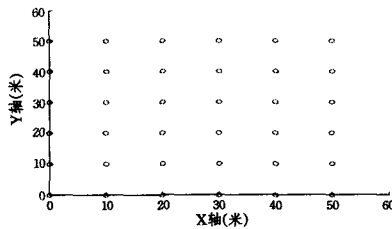


图 4 仿真区域参考节点布置图

图 5 为基于区域划分的信号强度指纹算法定位结果分析图。可以看出,基于区域划分的信号强度指纹算法相对于 KNN 算法定位精度有明显的提高,定位精度 75%能达到 2.1m。越靠近参考节点处,定位精度越高。但在定位中心区域,由于中心区域的离线信号强度指纹区分度不明显,因此定位精度相对边缘区域较差。

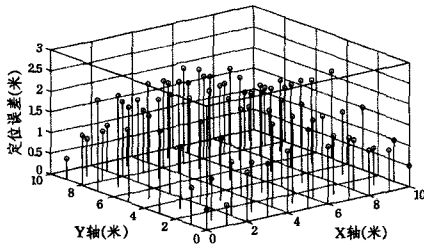


图 5 基于区域划分的信号强度指纹算法定位结果

两种算法定位结果对比分析表如表 1 所列。

表 1 两种算法定位结果对比分析表

定位算法	最大误差	平均误差
KNN 算法	3.5m	2.7m
区域划分算法	2.6m	2.1m

从表 1 和图 5 可以分析出,相对于 KNN 定位算法,区域划分定位算法和引入中心参考节点的定位算法的定位精度都有明显的提高。相比其他的一些基于 KNN 的改进定位算法,例如基于感知概率或是基于稀疏表示多分类的改进定位算法^[16,17],精度也有不俗的提升。

结束语 按照参考节点的布局对室内定位区域进行划分,在一定程度上改进了 KNN 定位算法的信号强度指纹在线匹配时间和欧氏距离相似性问题。在线定位阶段,主参考节点的选择进一步提高了定位的精确度。不足之处是离线采集信号强度指纹的工作量巨大,因此寻求一种能够通过信号衰减模型来推算拟合信号强度指纹数据库是关键的问题之一。

参考文献

[1] Yousef N R, Sayed A H, Jalloul L M A. Robust wireless location over fading channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2003, 52(1): 117-126

[2] Sun G, Chen J, Guo W, et al. Signal processing techniques in network-aided positioning: a survey of state-of-the-art positioning designs[J]. Signal Processing Magazine, IEEE, 2005, 22(4): 12-23

[3] Sayed A H, Tarighat A, Khajehnouri N. Network-based wireless location: challenges faced in developing techniques for accurate wireless location information[J]. Signal Processing Magazine, IEEE, 2005, 22(4): 24-40

[4] Alavi B, Pahlavan K. Modeling of the TOA-based distance measurement error using UWB indoor radio measurements [J]. Communications Letters, IEEE, 2006, 10(4): 275-277

[5] Curran K, Furey E, Lunney T, et al. An evaluation of indoor location determination technologies[J]. Journal of Location Based Services, 2011, 5(2): 61-78

[6] Bahl 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 (INFOCOM 2000). IEEE, 2000, 2: 775-784

[7] Pahlavan K, Akgul F O, Heidari M, et al. Indoor geolocation in the absence of direct path[J]. Wireless Communications, IEEE, 2006, 13(6): 50-58

[8] Cheng Y Y, Lin Y Y. A new received signal strength based location estimation scheme for wireless sensor network[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2009, 55(3): 1295-1299

[9] Sun Z, Chen Y, Qi J, et al. Adaptive localization through transfer learning in indoor wi-fi environment[C]//Seventh International Conference on Machine Learning and Applications, 2008 (ICMLA'08). IEEE, 2008: 331-336

[10] Kang H, Efros A A, Hebert M, et al. Image matching in large scale indoor environment[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2009 (CVPR Workshops 2009). IEEE, 2009: 33-40

[11] 杨东勇, 顾东袁, 傅晓婕. 一种基于 RSSI 相似度的室内定位算法 [J]. 传感技术学报, 2009, 22(2): 264-268

[12] Mengual L, Marbán O, Eibe S. Clustering-based location in wireless networks[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(9): 6165-6175

[13] 徐小卜, 王勇, 陶晓玲. 基于支持向量机分类的 WSN 节点定位算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(24): 90-92

[14] 杨凤, 史浩山, 朱灵波, 等. 一种基于测距的无线传感器网络智能定位算法[J]. 传感技术学报, 2008, 21(1): 135-140

[15] 汤丽, 徐玉滨, 周牧, 等. 基于 K 近邻算法的 WLAN 室内定位技术研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(48): 54-55, 92

[16] 邹坤, 修春娣, 杨东凯. 基于感知概率的室内定位算法[J]. 全球定位系统, 2013, 38(6): 7-11

[17] 洪雁, 王培康. 基于稀疏表示多分类的室内定位算法[J]. 无线电工程, 2014, 44(2): 46-49