



基于指纹算法的无线室内定位技术

张梦丹, 卢光跃, 王宏刚, 刘继明
(西安邮电大学, 陕西 西安 710121)

摘要: 随着人们对基于位置的服务(LBS)需求日益增大,室内定位逐渐成为用户定位领域的研究热点,而指纹定位因具有定位精度高、普适性强和无需额外设备等优点而受到大多数研究者的青睐。首先详细综述了各种主流室内位置指纹定位技术的定位原理,然后归纳了现有的室内定位算法的原理及发展现状,最后搭建楼宇通道的测试场景,对各种典型室内定位算法进行测试验证和比较分析,为室内定位技术的研究与应用人员提供参考。

关键词: 室内定位;位置指纹;定位精度

中图分类号: TN961

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016267

Wireless indoor localization technology based on fingerprint algorithm

ZHANG Mengdan, LU Guangyue, WANG Honggang, LIU Jiming
Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China

Abstract: As people's demand for location based service (LBS) is increasing, indoor localization has gradually becomes a hot research topic in the field of user location. And the fingerprint orientation is very much popular among most of the researchers, not only because it has high positioning accuracy and strong universality, but also because it doesn't need additional equipment. Firstly, the positioning principle of various kinds of main stream indoor location fingerprint positioning technology was summarized. Then the principle of the existing indoor localization algorithm and its developing condition at present were summarized. Finally, by setting up buildings channel test scenes, all kinds of typical indoor localization algorithm are testified, validated, compared and analyzed. The reference was provided for researchers and people who is researching on indoor location technology.

Key words: indoor localization, location fingerprint, positioning accuracy

1 引言

随着移动设备和无线通信技术的快速发展,定位服务越来越成为人们生活中必不可少的功能,特别是在场地复

杂的室内环境中,比如大型超市、商场、博物馆、机场、医院、地下矿井等区域中,人们对位置服务有迫切需求^[1,2]。目前,国内外研究人员在室内定位中引入了红外、无线局域网(wireless LAN, WLAN)、超声波、射频识别(radio

收稿日期:2016-07-29;修回日期:2016-09-30

基金项目:陕西省工业科技攻关项目(No.2014K05-09);陕西省教育厅科学研究计划基金资助项目(No.14JK1660)

Foundation Items: Shaanxi Industrial Science and Technology Project (No.2014K05-09), Shaanxi Science Research Program of Education Department (No.14JK1660)



frequency ID, RFID)^[3]、低功耗蓝牙 (Bluetooth low energy, LBE)^[4]、ZigBee、无线传感器网络 (wireless sensor network, WSN) 等多种技术^[5]。不同的室内定位技术^[6]有一定的应用局限,目前还没有一种普适化技术能满足当前所有的室内定位服务需求。

现有的无线定位算法一般分为基于测距的和非测距的定位,基于测距的定位以无线电波的某种信息与距离的关系,对距离进行测量,实现定位。目前,基于测距的定位技术主要有到达时间法 (TOA)^[7]、到达时间差法 (TDOA)^[8,9]、到达角度法 (AOA)^[10]等。而基于非测距定位主要是基于信号强度测量法定位^[11]。该定位方法又可分为信号传输损耗法^[12]和位置指纹定位法,信号传输损耗法是利用几何学原理估计用户位置,首先根据接收信号强度指示 (receive signal strength indication, RSSI) 无线信道下的损耗模型,估算出移动终端到各个无线接入点 (access point, AP) 的位置,再采用三边定位法^[13],求出移动终端位置。传输损耗法对信号传播模型的依赖性较大,信号传播模型在室内复杂环境中差异很大,从而使其精度受到限制。位置指纹定位法首先将室内环境简化成易于量化与计算的信息量,使用无线信号的 RSSI 描述物理位置,将所有位置的 RSSI 信号汇总构成指纹数据库。在位置匹配阶段,通过在某一观测点观察到的 RSSI 值,按照一定的匹配算法进行位置匹配,从而分析推断出测试点的估计位置。

2 指纹定位系统研究现状

目前典型室内定位系统有 RADAR^[14]、HOURS^[15]、NIBBLE^[16]和 Weyes^[17]等,这些系统均采用人工方式收集信号指纹。2000 年,由美国微软研究院提出基于无线局域网进行定位的 RADAR 系统,首次提出位置指纹定位的概念,通过测量和处理来自多个 AP 的 RSSI 信息,采用经验法和信号传播模型法构建离线指纹库,并且采用最近邻 (nearest neighbour, NN) 法^[18]和 K 近邻 (k -nearest neighbour, KNN) 法^[18,19]进行在线实时匹配。2006 年,马里兰大学 Youssef 等人提出 HOURS 系统,该系统在采用 RSSI 作为基本元素的前提下引入概率模型来构成离线指纹库。NIBBLE 系统由美国加利福尼亚大学洛杉矶分校提出,采用信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 作为构建离线指纹库的基本元素^[20],由概率模型来构建离线指纹库,利用贝叶斯网络来建立信号直方分布图。而北京航空航天大学提出的 Weyes 系统,对 RSSI 值进行采样,然后采用差值模

型对 RSSI 进行处理形成 RSSI 差值,并利用此 RSSI 差值构建离线指纹库,消除在测量 RSSI 的过程中由于设备的影响而引入的误差。

传统的基于 RSSI 的定位方法由于需要人工收集指纹特征,且需定期更新指纹特征库,费时费力。而如 WILL^[21]、UnLoc^[22]等使用自动化方式构建指纹特征库的方法不仅能大大减少人力,更易于部署和广泛使用。WILL 定位方法将用户移动性与无线信号穿墙衰减效应相结合推测空间连通关系,实现了房间级别定位^[23]。UnLoc 通过挖掘用户移动数据对基于惯性导航计算^[24]得到的位置^[25]进行修正,将室内环境中具有独特物理环境特征 (如在走廊角落监听到一组独特的 AP 等) 的位置作为参考地标,挖掘用户移动过程中收集的运动数据判断参考节点。

3 指纹定位技术原理

定位算法包括两个阶段:离线采样阶段和实时定位阶段 (在线阶段)^[26],如图 1 所示。在离线采样阶段,事先在需要进行定位服务的覆盖区域内设置多个参考点,在每个参考点按照<指纹,地点>的格式在不同位置处收集数据,建立覆盖定位服务区域的信号覆盖网络,也就是建立离线指纹库。在每个参考点上的接收信号强度向量就是标识每个参考点的位置指纹 (location fingerprint)^[27]。由于在离线阶段需要选取多个参考点,因此工作量随着覆盖区域的增大而明显增多。

实时定位阶段也叫做定位阶段,在此阶段,当有定位需求时,利用移动终端实时对各个 AP 发出的信号强度进行实时采集,通过移动网络将数据发送至服务器端进行匹配。而在服务器端,服务器在收到采样数据后通过特定的匹配算法对之前在离线阶段建立的离线指纹库中的数据匹配,从而实现对移动设备位置的估计^[28,29]。

4 典型指纹定位算法及原理

4.1 典型指纹定位算法

位置指纹定位算法是根据移动设备接收到的各个 AP 发射的 RSSI 信号和移动设备的坐标信息来计算匹配用户的位置坐标。常用的指纹定位匹配算法有 NN 法、神经网络法、支持向量机 (support vector machine, SVM) 法、KNN 法、加权 K 近邻 (weighted k -nearest neighbour, WKNN) 法、朴素贝叶斯 (Bayes) 法^[30]等。这些算法都是基于 RSSI 进行指纹的匹配或映射得到最终的定位位置。

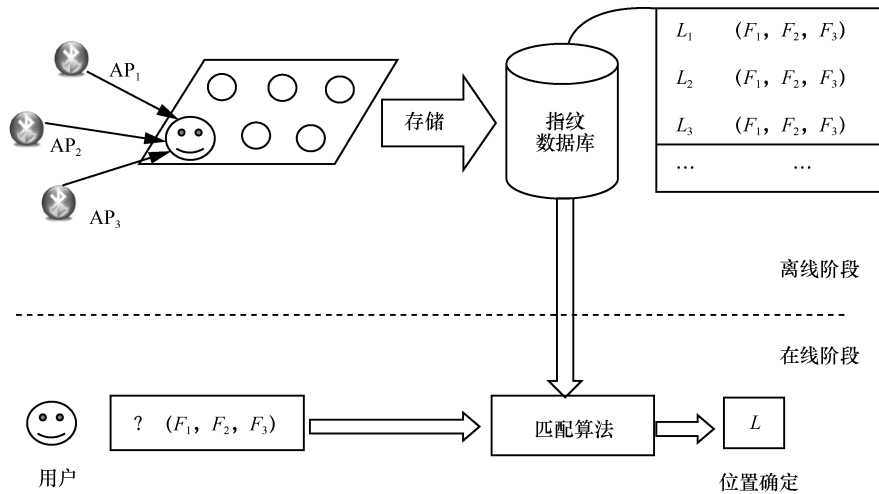


图 1 指纹定位方法流程

4.2 NN 算法原理

NN 法使用在线阶段的测量值和离线阶段的离线指纹数据库进行相似度的匹配,把匹配度最高的点作为定位位置的估计值。相似度的匹配使用欧式距离描述,欧氏距离越小,表示相似度越高。

NN 定位算法在定位时,首先构建离线指纹数据库, $F_i=(f_{i1}, f_{i2}, f_{i3}, \dots, f_{in})$, f_{in} 表示在第 i 个参考位置处接收到第 n 个 AP 的指纹信息,其次移动终端获取各个 AP 的信号强度,记为向量 $R_i=(r_1, r_2, r_3, \dots, r_n)$, r_n 为移动设备接收到的第 n 个 AP 的信号强度,然后将此向量分别与指纹数据库中的向量进行匹配即计算欧氏距离:

$$D_{\text{欧}}(R_i, F_i) = R_i - F_i^2 = \sum_{j=1}^n (R_i - f_{ij})^2 \quad (1)$$

求得最小欧式距离 $\min(D_{\text{欧}})$, 将该 F_i 对应的位置信息 (x_i, y_i) 作为定位的估计值。

4.3 KNN 算法原理

KNN 法是对 NN 法的改进, NN 算法相当于 KNN 算法中 $K=1$ 时的情况,在 KNN 相似度匹配时,选取欧式距离最小的前 K 个点,将 K 个点的几何质心作为定位位置的估计,提高定位的精度。计算式为:

$$\bar{L} = 1/K \sum_{j=1}^K L_j \quad (2)$$

其中, L_j 为信号强度欧式距离从小到大排列取的前几个参考点, K 为选择的 AP 个数, $\bar{L}$ 表示定位点的估计位置。

4.4 WKNN 算法原理

WKNN 法是 KNN 法的进一步改进,与 KNN 匹配算法相比,最大的不同在于选择出欧式距离最小的前 K 个点

后,按照每个参考点对定位点的贡献程度,给每个参考点一个权值 $w_j^{[31]}$, 如式(4),最后将 K 个点加权质心作为定位点的估计位置 $\bar{L}$:

$$\bar{L} = 1/K \sum_{j=1}^K w_j L_j \quad (3)$$

$$w_k = \frac{\frac{1}{D_j}}{\sum_{j=1}^k \frac{1}{D_j}} \quad (4)$$

其中, D_j 表示第 j 个参考点与定位点的欧式距离。由式(4)知,欧式距离 D_j 越小, w_j 越大;相反欧式距离 D_j 越大, w_j 越小。

4.5 朴素贝叶斯算法原理

贝叶斯法是基于概率统计学定理贝叶斯定理^[32],该定理通过在各种情况下事件发生的先验概率,推测事件发生后导致其发生的原因属于各种情况的后验概率。离线阶段,将定位区域按照一定的大小划分为一个一个的栅格,假设 $L=(l_1, l_2, l_3, \dots, l_k)$ 为各个栅格的位置信息, k 表示定位区域划分的栅格数, $l_i=(x_i, y_i)$ 表示第 i 个栅格的位置。并在每个栅格中收集定位 AP 的 RSSI 数据,构成向量 $r=(r_1, r_2, \dots, r_p)$, r_j 表示第 j 个 AP 的 RSSI,形成离线指纹数据库。定位阶段时测量得到的 RSSI 观察向量,在某个栅格区域的后验概率 $P=(r|l_i)$, 可通过栅格的先验概率和似然函数,通过贝叶斯公式求得,为:

$$P(l_i|r) = \frac{P(r|l_i) \cdot P(l_i)}{P(r)} = \frac{P(r|l_i) \cdot P(l_i)}{\sum_{i=1}^n P(r|l_i) P(l_i)} \quad (5)$$



其中, $P(l_i)$ 是在位置 l_i 处的先验概率, 假设先验概率 $P(l_i)$ 为均匀分布, 后验概率的大小将由似然函数来确定。通常选择高斯核函数为似然函数^[33], 如式(6)和式(7):

$$P(r_j|l_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n K(r_j, r_j^k) \quad (6)$$

$$K(r_j, r_j^k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(r_j - r_j^k)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (7)$$

朴素贝叶斯算法引入概率匹配, 消除了部分偶然误差, 能在一定程度上提高定位的精度和顽健性。

4.6 最小二乘支持向量回归算法原理

最小二乘支持向量回归 (least square support vector regression, LSSVR)^[34]是构建指纹点的定位特征与其位置坐标的非线性关系。假设指纹点定位特征样本集为 $T=\{(S_1, L_1), (S_2, L_2), \dots, (S_p, L_p)\}$, $S_p \in R_m$ 。通过一个非线性映射 $\Phi: R_m \rightarrow H$ 将 S_i 映射到高维特征空间 H 中, 在 H 中构建位置坐标 y 与 RSSI 值的最优回归函数 $y=W^T \cdot \Phi(S)+b$, 其中, W 为权系数阵, $W \in H$, b 为偏置。依据结构风险化最小原则, 需要求解如下凸二次规划问题:

$$\min_{W, b, \eta} \left\{ \frac{1}{2} \|W\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^p \eta_i^2 \right\} \quad (8)$$

$$\text{s.t. } y_i = W^T \cdot \Phi(S_i) + b + \eta_i, i=1, 2, \dots, p \quad (9)$$

其中, C 为惩罚因子, η_i 为误差。该凸二次规划问题的拉格朗日多项式为:

$$L(W, b, \eta, \alpha) = \frac{1}{2} \|W\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^p \eta_i^2 - \sum_{i=1}^p \alpha_i (W^T \cdot \Phi(S_i) + b + \eta_i - y_i) \quad (10)$$

其中, $\alpha=[\alpha_1, \alpha_1, \dots, \alpha_p]^T$, α_i 为拉格朗日乘子, $\eta=[\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_p]^T$ 。根据最优解存在的条件, 可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial W} = 0 \Rightarrow W = \sum_{i=1}^p \alpha_i \Phi(S_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^p \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \eta} = 0 \Rightarrow \eta_i = C \eta_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \Rightarrow W^T \cdot \Phi(S_i) + b + \eta_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (11)$$

解式(11)可得:

$$b = \frac{I^T A^{-1} Y}{I^T A^{-1} I}, \alpha = A^{-1} (Y - b \cdot I) \quad (12)$$

由式(11)可求出最优回归函数:

$$y = \sum_{j=1}^p \alpha_j K(S, S_j) + b \quad (13)$$

同理可求得与 RSSI 的最优回归函数。 $K(S_m, S_n)$ 为高斯核函数, 定义如下:

$$K(S_m, S_n) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|S_m - S_n\|^2\right) \quad (14)$$

其中, σ 为高斯核函数的宽度参数。

4.7 基于 PCA 的最小二乘支持向量回归算法原理

基于 PCA 的 LSSVR 是在 LSSVR 的基础上加入降维的思想, 即根据 K-L 变换在测试空间中找到一组正交向量, 这组向量能最大限度地表示出原始数据的信息, 将原始数据从原来的 d 维空间投影到这组正交向量所张成的 $m(m < d)$ 维子空间上, 其投影系数构成新的特征矢量, 从而完成维数的压缩。压缩完成后用 LSSVR 实现定位。

设 $T=\{(S_1, L_1), (S_2, L_2), \dots, (S_p, L_p)\}$, $S_p \in R_m$ 为样本集。 S_p 为在指纹点 p 处接收到的 AP 的 RSSI 值, L_p 为指纹点 p 的二维位置坐标。令 $X=[S_1, S_2, \dots, S_p]^T$, 则 PCA 变换为 $Z=A^T(X-E[X])$, $A=[u_1, u_2, \dots, u_k]$, 是由 X 的协方差矩阵 $C_X=E\{(X-\bar{X})(X-\bar{X})^T\}$ 按由大到小排列的特征值 λ_k 对应的特征向量 u_k 组成。经 PCA 变换, Z 中各个矢量间的相关性基本消除, 选择 Z 中占据 X 绝大部分信息的前 m 个主成分, $Z'=[S'_1, S'_2, \dots, S'_p]^T$, 因 $m < d$, 所以完成了对 X 数据维数的压缩。

5 指纹定位算法研究现状及其对比

5.1 NN、KNN 和 WKNN 算法发展现状

由第 4.2~4.5 节介绍可知, NN 是最基本的确定性指纹匹配算法, 最早在 RADAR 定位系统中提出。 NN 是 KNN 的一种特殊情况, 即 $K=1$ 。而 KNN 匹配算法是 NN 算法的改进, 取信号强度欧式距离最小的 K 个点作为定位的参考点, 提高定位的精度^[35]。 WKNN 是在 KNN 算法的进一步改进, 将欧式距离最小的 K 个点加权质心作为定位点的估计位置。

随后, 在 NN、KNN、WKNN 算法的基础上, 提出了很多演进的定位算法。在参考文献[36]中提出一种基于 K 均值聚类 (k -means) 的位置指纹算法, 减小了匹配的搜索空间, 提高定位速度。参考文献[37]提出了改进的基于区域划分的定位算法, 实现更大区域内的定位。参考文献[38]提出一种模糊聚类 KNN 法。该算法首先选取与空间相关性较好的 4 个信号参数, 构成多径信号数据库, 然后用主分量分析法 (principal component analysis, PCA)^[39]对原始

信号数据库作降维运算,滤除奇异性接入点(AP),最后用模糊 C 均值聚类算法(FCM)处理数据,进一步滤除奇异性参考点(RP),实现提高定位算法效率与精度的目的。参考文献[40]提出采用对信号功率谱的对数平均值进行 K-L 变换,以减小信号采集过程中混入的噪声对定位精度造成的影响。

5.2 支持向量机算法发展现状

1995 年由 Vapnik^[40]提出 SVM 理论,SVM 是一种可训练的机器学习方法,通过多个学习机对训练样本集进行学习,由决策函数共同决定判别结果,较好地解决了非线性、高维性以及局部极小等问题。但随着样本数目的增加,求解二次规划问题就很复杂。最小二乘支持向量机(least squares support vector machine,LSSVM)是 SVM 的一种改进,将传统支持向量机的不等式约束转换为等式约束,并且将二次规划问题转化为求解线性方程问题,提高了求解速度和收敛精度^[42-44]。参考文献[45]先采用主 PCA 提取重要定位特征,然后采用最小二乘支持向量机建立室内定位模型,并采用粒子群优化算法对最小二乘支持向量机参数进行优化,提高了室内定位的精度且定位时间少于其他室内定位算法,具有一定的实际应用价值。

5.3 指纹定位算法特点及对比

各个指纹定位算法的特点见表 1。

由表 1 可知,SVM 因为可以通过机器学习,工作量最小,但是以牺牲定位精度为代价。WKNN 的工作量大,但是可以适当的调节参考点的数目来减少工作量,它的定位精度是最高的。KNN 的定位精度仅次于 WKNN 的定位精度,一般情况下,KNN 的定位精度就能满足用户对定位的需求。

6 常用定位算法性能对比

6.1 性能指标

目前室内定位系统在国际上还没有一个统一的标准来规范。室内定位的性能评价^[46]标准一般可从以下几个方面来评定,首先是定位精确度,即定位误差,定位误差越

小,精度越高。目前最常用的是定位误差^[47]、累计概率分布函数(cumulative distribution function,CDF)^[48]、均方误差(mean square error,MSE)和均方根误差(root mean square error,RMSE)等。其次是响应速度,即定位终端发出定位请求到接收到服务器返回的位置信息之间的时延。响应速度越大,用户定位体验就越好。再次是覆盖面积,即定位系统可以执行定位的区域大小。最后是系统容积率,即在单位时间内系统能处理的最大定位请求数量。定位精度和响应速度是业界分析定位性能的主要指标。而响应速度没有像定位误差那样可以用一个数学公式去评价计算,只能靠一个时间的统计来评估,所以下面将主要考虑定位精度对定位的影响。

(1)定位误差

定位误差通常用真实位置和定位估计位置之间的欧式距离来表征计算式为:

$$e=\sqrt{(x_0-x_i)^2+(y_0-y_i)^2}$$
 (15)

其中,(x_0,y_0)为终端的实际位置坐标,(x_i,y_i)表示由定位系统得出的定位坐标。

(2)累计分布函数

CDF 可以直观地看出某个误差门限下定位次数所占的百分比。运用 CDF 可以比较两种以上方法的定位准确度,直观地评判出哪一种定位方法的定位效果较好。

(3)均方误差估计与均方根误差估计

均方误差反映的是估计值与准确值的分散程度。在二维坐标系下计算定位的 MSE 为:

$$MSE=E[(x_0-x_i)^2+(y_0-y_i)^2]$$
 (16)

此外,均方误差根也可用于评价定位准确率,均方根误差亦称标准误差,计算式为:

$$RMSE=\sqrt{E[(x_0-x_i)^2+(y_0-y_i)^2]}$$
 (17)

当估计值(x_i,y_i)中存在个别误差较大的值时就会导致均方误差和标准误差增大,因此采用均方误差和标准误差并不能完全保证对定位结果性能的准确描述。

表 1 常用指纹定位算法特点及对比

算法	特点	匹配原则	位置估计	工作量	定位误差比较
NN	确定性指纹匹配算法	欧式距离最小	欧式距离最小的一个参考点的位置	大	精度低
KNN	确定性指纹匹配算法	欧式距离最小	欧式距离最小的 K 个参考点的位置平均值	大	精度稍高
WKNN	确定性指纹匹配算法	欧式距离最小	欧式距离最小的 K 个参考点的位置加权	大	精度高
SVM	机器学习方法	结构风险最小化原则	决策函数进行估计	小	精度很低
Bayes	概率型算法	贝叶斯定理	后验概率最大的指纹点	大	精度稍低



6.2 测试分析

6.2.1 实验平台

本实验软件平台是基于 Andriod 开发的手机应用软件 BLE Scanner, 用于实现离线及在线的 RSSI 数据采集。硬件平台采用的是 iPhone 5 和苹果公司的 iBeacon 产品, 软硬件平台如图 2 所示。试验环境位于西安邮电大学长安区三号实验楼五楼走廊。试验面积为 $2.229 \text{ m} \times 9.0 \text{ m}$, 实验场地实景图 and 平面图分别如图 2 和图 3 所示。走廊内部署了 6 个 AP。每个 AP 离地面的距离为 0.6 m , 构建指纹库时移动终端离地面距离也是 0.6 m , 测量者面向走廊方向进行指纹库数据的采集。



图 2 软件和硬件平台和试验场地实景

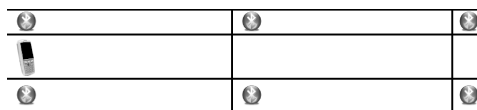


图 3 试验场地平面

6.2.2 实验结果及分析

由第 4.3、4.4 节的介绍可知, 当测试环境一定的情况下, KNN 和 WKNN 能对定位结果产生影响的参数主要是 K 值的选取, 太小则接近于 NN 法, 定位精度不高, 太大则对定位测试点的位置区分度不够, 一定距离内的参考点中, 相同参考点占多数, 不同参考点占总参考点个数的比例下降, 也会增加定位误差, 因此要根据具体的实验场景, 合理地选择 K 值大小。对这两种算法的 K 选取不同的值进行 MATLAB 仿真, 参数值的选取及定位误差对比分别见表 2 和表 3, 仿真 CDF 分别如图 4 和图 5 所示。当 $K=4$ 时两种算法的 CDF 曲线相比于 K 为其他值时都大, KNN 法定位误差在 0.8 m 的点占到 80% 以上。WKNN 法定位误差在 0.8 m 的点占到 90% 以上。

同理, 由第 4.6、4.7 节对 LSSVR 和基于 PCA 的 LSSVR 的介绍可知, 在测试环境一定的情况下, 在 LSSVR

表 2 KNN 参数值选取及定位误差

参数 K 的取值	定位误差/m
2	0.686 520
3	0.605 201
4	0.567 716
5	0.647 155

表 3 WKNN 参数值选取及定位误差

参数 K 的取值	定位误差/m
2	0.425 592
3	0.371 619
4	0.347 108
5	0.390 232

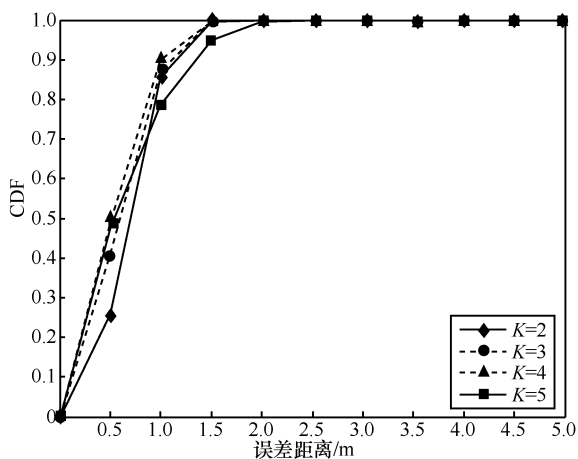


图 4 KNN 法不同 K 值仿真结果对比

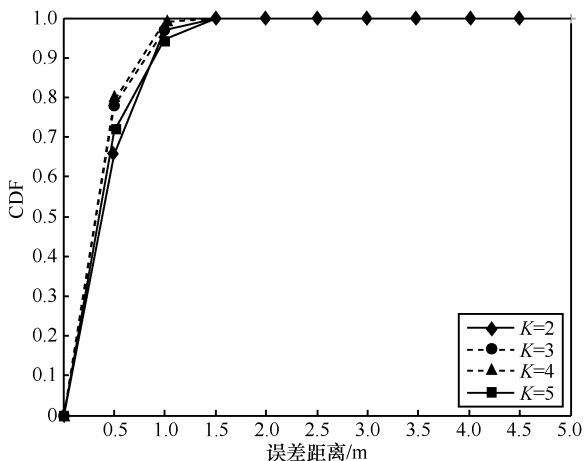


图 5 WKNN 法不同 K 值仿真结果对比

以及基于 PCA 的 LSSVR 定位中, 由于训练阶段指纹库的不精确造成训练数据有偏差, 造成定位误差。另外, 不同参数的选择也会对定位产生影响, 惩罚因子 C 选择较小, 则表示对错误比较容忍, 更强调对于主要样本的拟合平坦

度,出现欠拟合; C 较大,则表示更强调对超过误差限样本的惩罚,导致过拟合。而高斯核函数参数值越大,会出现过学习。因此参数 C 和 δ 过大或者过小时对拟合程度和定位性能影响都有一定程度的影响,选择合适的惩罚因子,可以降低算法复杂度,保证学习算法的推广能力,实现算法复杂度与拟合精度的折中。PCA 维数的选择也会对定位误差产生较大的影响,维数太小,会造成主要信息的流失,维数太大,会包含过多的冗余信息,造成定位误差的增大。对这两种算法的参数选取不同的值进行 MATLAB 仿真, LSSVR 的参数值及定位误差见表 4, 基于 PCA 的 LSSVR 的参数值及定位误差见表 5, 仿真 CDF 分别如图 6 和图 7 所示。由仿真图及定位误差可知,当 $C=13.939, \delta=10.0$ 时 LSSVR 的定位误差都达到最小。当 $C=13.939, \delta=10.0$ 、维数为 4 时基于 PCA 的 LSSVR 的定位误差都达到最小。

表 4 LSSVM 算法参数列表及定位误差

惩罚因子 C	高斯核函数参数 δ	定位误差/m
13.939	9.180	7.082 811
13.939	10.0	7.082 693
13.939	8.7	7.082 881
14.5	9.180	7.082 811
13.0	8.7	7.082 878

表 5 基于 PCA 的 LSSVM 算法参数值及定位误差

惩罚因子 C	高斯核函数参数 δ	维数	定位误差/m
13.939	9.180	4	7.078 543
13.939	10.0	4	7.078 190
13.939	8.7	4	7.078 776
14.5	9.180	4	7.078 537
13.0	8.7	4	7.078 786
13.939	9.180	6	7.082 811
13.939	10.0	6	7.082 694
13.939	8.7	6	7.082 881
14.5	9.180	6	7.082 812
13.0	8.7	6	7.082 878

针对传统的指纹定位算法 NN 法、KNN 法、WKNN 法、贝叶斯法以及最小二乘支持向量回归算法和基于 PCA 的最小二乘支持向量回归算法在相同条件下进行 MATLAB 仿真,对比结果如图 8 所示,参数选择及定位误差见表 6。

由图 8 可以得出相同条件下,NN 匹配算法中,由于位置估计是在指纹库中选择欧氏距离最短的参考点的位置作为最终的位置,所以最终估计位置都只能在参考点上,

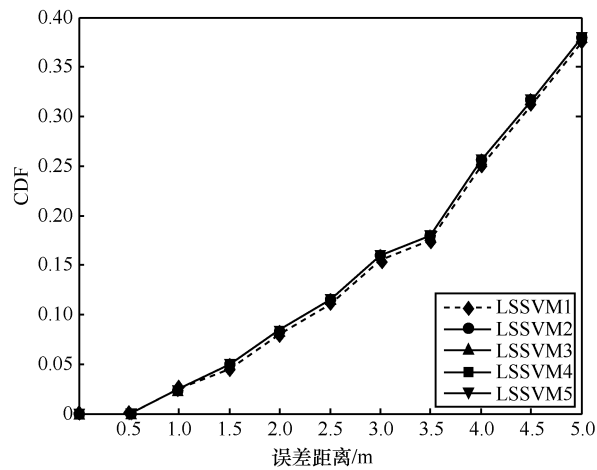


图 6 LSSVM 参数不同仿真结果对比

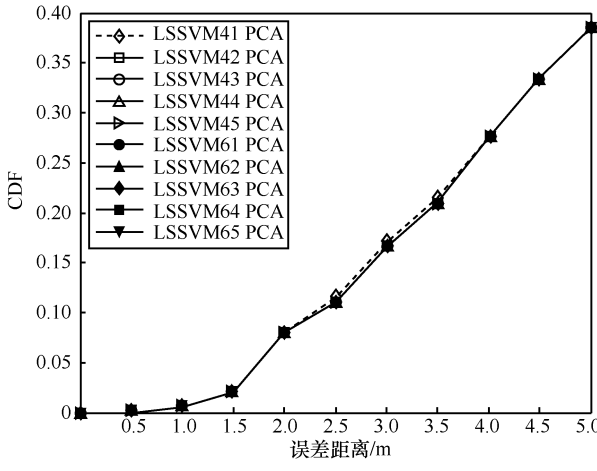


图 7 基于 PCA 的 LSSVM 参数不同仿真结果对比

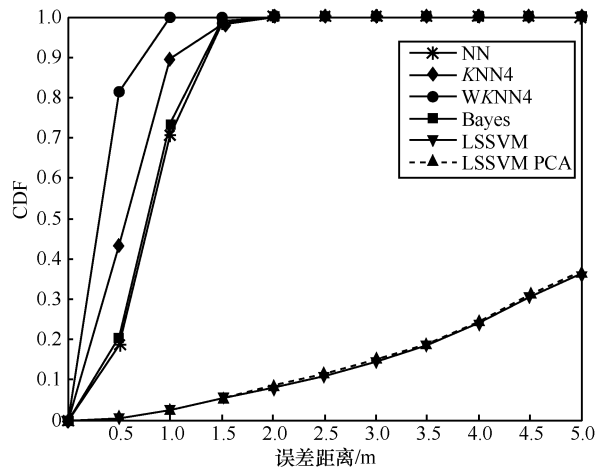


图 8 传统的指纹定位算法仿真

这样会造成很大的定位误差,而 KNN 法的定位,取信号强度欧式距离最小的 K 个点作为定位的参考点,将 K 个点



表 6 参数选择及定位误差

算法	惩罚因子 C	高斯核函数参数	维数	k	定位误差/m
NN					0.828 407
KNN				4	0.567 716
WKNN				4	0.347 108
Bayes					0.795 174
LSSVM	13.939	9.180			7.079 509
LSSVM PCA	13.939	9.180	4		7.078 543

的几何质心作为定位位置的估计位置,能充分利用定位测试点与指纹库中指纹的相关性,提高定位的精度。WKNN在选择出欧式距离最小的 K 个点后,按照每个参考点对定位点的贡献程度,给每个参考点一个权值,最后将 K 个点加权质心作为定位点的估计位置,所以定位精度比 NN 和 KNN 的定位精度都高。相同条件下,由于基于 PCA 的最小二乘支持向量回归算法首先选择出对定位影响较大的节点,去除大部分冗余信息,相当于去除了大部分对定位产生较大干扰的节点,所以相比于最小二乘支持向量回归算法定位精度有所提高,但是幅度不大。

7 结束语

由于难以避免的因素如障碍物多、干扰源多、未知环境定位以及指纹库参考点密度的选取等,造成指纹定位有很多可以改进的地方。目前,采用指纹定位算法的不同研究机构,其工作差别主要体现在两个方面:一是离线指纹库的构建方法;二是定位算法的改进。离线指纹库的构建不仅受外界影响大,而且耗时耗力,因此,国内外的研究者把主要工作放在了定位算法的改进上,并且取得了一定的成果。目前室内定位技术的主要缺点集中在精度低、作用距离短、易受干扰、功耗大、依赖辅助设施、造价高等方面。

因此下一步的研究工作可以从以下几个方面进行:现有技术优化,目前技术的主要缺点集中在精度低、作用距离短、易受干扰、功耗大、依赖辅助设施、造价高等方面,对现有技术的优点加以利用,缺点尽量避免或者改进,将大幅提高该技术的实用性;多技术融合,目前的主流技术各有优缺点,根据各类定位系统的适用环境的不同,对其进行整合,实现室内外定位的无缝衔接,但面临的问题有通用标准化的问题,各技术无缝连接的问题,以及技术融合后的功耗问题等;提出新的定位方法,当前的定位技术基本都是建立在邻近信息、场景分析和几何特征 3 种定位方

法之上的,假如可以提出新的定位方法,必将对室内定位技术起到巨大的推动作用;使用新的无线介质,目前的定位技术都是建立在传统无线介质之上的,并不见得是最好的,假如能提出一种新的无线介质,可以克服之前的缺点,则会大幅促进室内定位技术的发展。例如,参考文献[49]则使用了 DECT 电话网络定位,此外,磁场、视觉定位技术也处于研究阶段。

参考文献:

- [1] True Position I. True position guide to location technologies[R]. [S.l.:s.n.], 2009.
- [2] WILLIAMS D H. It's the(LBS) applications, stupid[R]. [S.l.:s.n.], 2003.
- [3] 刘君. 室内定位系统研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2011: 6-8.
LIU J. Indoor positioning system [D]. Hefei: Anhui University, 2011: 6-8.
- [4] 陈国平, 马耀辉, 张百珂. 基于指纹技术的蓝牙室内定位系统[J]. 电子技术应用, 2013, 39(3): 104-107.
CHEN G P, MA Y H, ZHANG B K. Bluetooth indoor positioning system based on fingerprint technology [J]. Application of Electronic Technique, 2013, 39(3): 104-107.
- [5] 刘鹏, 卢潭城, 高翔. 基于射频识别的室内定位技术综述[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2014(2): 195-201.
LIU P, LU T C, GAO X. Summary of indoor positioning technology based on radio frequency identification [J]. Terahertz Science and Electronic Information Science News, 2014 (2): 195-201.
- [6] 国家测绘地理信息. 介绍几种室内定位技术[EB/OL]. [2016-07-10]. <http://www.sbsm.gov.cn/article>.
National Mapping Geographic Information. Describing several indoor positioning technology[EB/OL]. [2016-07-10]. <http://www.sbsm.gov.cn/article>.
- [7] YOUNG D P, KELLEP C M, BCLISS D W, et al. Ultra-wideband(UWB) transmitter location using time difference of arrival (TDOA) techniques[C]//37th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, April 3-5, 2004, Pacific Grove, USA. New Jersey: IEEE Press, 2004: 1225-1229.
- [8] EVENNOU F, MARX F, NACIVET S. An experimental TDOA UWB location system for NLOS environment [C]//IEEE 62th Vehicular Technology Conference Fall, March 11-13, 2005, Dallas, Texas, USA. New Jersey: IEEE Press, 2005: 420-423.
- [9] DOHERTY L. Algorithms for position and data recovery in wireless sensor networks[D]. Berkeley: UC Berkeley, 2000: 1-54.
- [10] YU H G, HUANG G M, GAO J, et al. Approximate maximum likelihood algorithm for moving source localization using TDOA and FDOA measurements [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2012, 25(4): 593-597.

- [11] 叶蔚. 室内无线定位的研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2010.
YE W. Study indoor wireless location [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2010.
- [12] 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.
YANG D Y, GU D Y, FU X J. A kind of interior RSSI location algorithm similarity [J]. Based Sensing Technology, 2009, 22 (2): 264-268.
- [13] 华蕊, 郝永平, 杨芳. 超声波定位系统的设计[J]. 国外电子测量技术, 2009(6): 65-67.
HUA R, HAO Y P, YANG F. Design of ultrasonic positioning system[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2009 (6): 65-67.
- [14] BAHL P, PADMANABHAN V N. Radar: an in-building RF-based user location and tracking system [J]. Institute of Electrical & Electronics Engineers Inc, 2000: 775-784.
- [15] YOUSSEF M, AGRAWALAA, SHANKAR A U. WLAN location determination via clustering and probability Distributions [C]// IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications(PerCom), March 11-19, 2003, Fort Worth, Texas, USA. New Jersey: IEEE Press, 2003.
- [16] CASTRO P, CHIU P, KREMENE K T, et al. A probabilistic room location service for wireless networked environments [J]. Third International Conference on Ubiquitous Computing, September 30-October 2 Atlanta, Georgia, USA. New York: ACM Press, 2001: 18-34.
- [17] VICTOR L, XU K, CYNTHIA G U. A difference model for open WLAN environment based location service[J]. Submitted to IEEE Infocom, 2006.
- [18] YONG L S, YU B X, LIU M, et al. KNN-FCM hybrid algorithm for indoor location in WLAN [C]// International Conference on Power Electronics and Intelligent Transportation System, January 5-8, 2010, Fort Worth, Texas, USA. New Jersey: IEEE Press, 2010.
- [19] WU D, XU Y, MA L. Research on RSS based indoor location method [C]//Pacific-Asia Conference on Knowledge Engineering and Software Engineering, June 3-5, 2009, Fort Worth, Texas, USA. New Jersey: IEEE Press, 2009: 205-208.
- [20] DENKOVSKID, ANGJELICINOSKIM, ATANASOVSKIV, et al. Practical assessment of RSS-based localization in indoor environments [C]//IEEE Military Communications Conference MILCOM, July 3-5, 2012, Orlando, USA. New Jersey: IEEE Press, 2012.
- [21] WU C, YANG Z, LIU Y, et al. WILL: wireless indoor localization without site survey [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(4): 839-848.
- [22] WANG H, SEN S, ELGOHARY A, et al. No need to War-drive: unsupervised indoor localization [C]//10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, January 11-13, 2012, Fort Worth, Texas, USA. New York: ACM Press, 2012: 197-210.
- [23] Sorwitor. Soirutor sense RTLS [EB/OL]. (2011-10-30) [2016-07-10]. <http://www.sonitor.com/>.
- [24] 孙玉山, 代天娇, 赵志平. 水下机器人航位推算导航系统及误差分析[J]. 船舶工程, 2010(5): 67-72.
SUN Y S, DAI T J, ZHAO Z P. Underwater robots dead reckoning navigation system and error analysis [J]. Marine Engineering, 2010 (5): 67-72.
- [25] WOODMAN O J. An introduction to inertial navigation: UCAMCL-TR-696 [R]. Cambridge: University of Cambridge Press, 2007.
- [26] 张明华. 基于 WLAN 的室内定位技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009.
ZHANG M H. Study WLAN based indoor positioning technology[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2009.
- [27] JAIN A K, FENG J, NANDAKUMAR K. Fingerprint matching[J]. Computer, 2010, 43(2): 36-44.
- [28] 梁莹. INS/地磁匹配组合导航系统技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010.
LIANG Y. INS/geomagnetic integrated navigation system matching technology research [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2010.
- [29] 王欣. 基于地磁场和 RSSI 的室内定位算法设计与实现[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2014.
WANG X. And implementation of indoor location algorithm based on the geomagnetic field and RSSI[D]. Hangzhou: Hangzhou University of Electronic Science and Technology, 2014.
- [30] MOUSTAFA Y, MOHAMED A, ASHOK A. Multivariate analysis for probabilistic WLAN location determination systems [C]//The Second Annual International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Networking and Services, August 7-8, 2005, Fort Worth, Texas, USA. New Jersey: IEEE Press, 2005: 353-362.
- [31] 詹杰, 刘宏立, 刘述钢, 等. 基于 RSSI 的动态权重定位算法研究[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 82-88.
ZHAN J, LIU H L, LIU S G, et al. Study algorithm based RSSI's dynamic Weights location[J]. Journal of Electronics, 2011, 39 (1): 82-88.
- [32] SECO F, JIMENEZ A, PRIETO C, et al. A survey of mathematical methods for indoor localization [J]. Intelligent Signal Processing, 2009: 9-14.
- [33] 赵方, 罗海勇, 林权, 等. 基于核函数法及马尔可夫链的节点定位算法[J]. 通信学报, 2010(11): 195-204.
ZHAO F, LUO H Y, LIN Q, et al. Localization algorithm based on kernel functions method and node Markov chain[J]. Journal of Communications, 2010 (11): 195-204.
- [34] SUYKENS J, VAN G T, DE B P, et al. Least square support vector machines [M]. Singapore: World Scientific Publishing, 2002: 71-111.



- [35] WARD A, JONES A, HOPPER A. A new location technique for the active office[J]. IEEE Personal Communications, 1997, 4(5): 42-47.
- [36] 王淑婷. 基于位置指纹的 Wi-Fi 定位算法研究[J]. 长春: 吉林大学, 2015.
WANG S T. Study Wi-Fi location algorithm based on location fingerprint[J]. Changchun: Jilin University, 2015.
- [37] 蔡朝晖, 夏溪, 胡波, 等. 室内信号强度指纹定位算法改进[J]. 计算机科学, 2014, 41(11): 178-181.
CAI C H, XIA X, HU B, et al. Indoor fingerprint localization algorithm improved based on signal strength [J]. Computer Science, 2014, 41(11): 178-181.
- [38] 李娟娟, 张金艺, 张秉煌, 等. 蓝牙标准规范下的模糊指纹定位算法[J]. 上海大学学报 (自然科学版), 2013, 19(2): 126-131.
LI J J, ZHAN G J Y, ZHANG B H, et al. Fuzzy fingerprint positioned algorithm under the Bluetooth standard specification[J]. Shanghai University (Natural Science), 2013, 19(2): 126-131.
- [39] 刘广孚, 田冀, 陶凤阳, 等. 基于样本内主成分分析的潜油电泵偏磨诊断[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1527-1532.
LIU G F, TIAN J, TAO F Y, et al. Partial friction diagnosis of electric submersible pump based on principal component analysis in sample [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7): 1527-1532.
- [40] 张兴. WLAN 室内定位信号特征提取算法研究 [J]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
ZHANG X. Research on WLAN indoor positioning signal feature extraction algorithm [J]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.
- [41] VAPNIK V, VASHIST A. A new learning paradigm: learning using privileged information [J]. Neural Networks, 2009, 22(5): 544-557.
- [42] OUYANG R W, WONG A K S, WOO K T. Indoor localization via discriminatively regularized least square classification [J]. International Journal of Wireless Information Networks, 2011, 18(2): 57-72.
- [43] SENGUR A. Multiclass least-squares support vector machines for analog modulation classification [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 6681-6685.
- [44] 姚全珠, 蔡婕. 基于 PSO 的 LS-SVM 特征选择与参数优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(1): 134-136.
YAO Q Z, CAI J. Algorithm of LS-SVM feature selection and parameters' optimization of based on PSO [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46 (1): 134-136.
- [45] 黄震, 罗中良, 陈治明. 基于优化最小二乘支持向量机的室内定位算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2016, 55(2): 48-51.
HUANG Z, LUO Z L, CHEN Z M. Indoor localization algorithm based on optimization least squares support vector machine [J]. Journal of Sun Yat-sen(Natural Science), 2016, 22(2): 48-51.
- [46] HIGHTOWER J, BORRIELLO G. Location systems for ubiquitous computing[J]. Computer, 2001, 34(8): 57-66.
- [47] GUVENC I, SAHINOGLU Z. Multi-scale energy products for TOA estimation in UWB system [C]//IEEE Global Telecomm Conf,(GLOBE_COM), January 11-17, 2005, Fort Worth, Texas, USA. New Jersey: IEEE Press, 2005.
- [48] PRIYANTHA N B, CHAKRABORTY A, BALAKRISHNAN H. The cricket location-support system[C]// MOBICOM, August 2-7, 2000, Boston, USA. New York: ACM Press, 2000: 32-43.
- [49] 张明华, 张申生, 曹健. 无线局域网中基于信号强度的室内定位[J]. 计算机科学, 2007, 34(6): 68-71, 75.
ZHANG M H, ZHANG S S, CAO J. Indoor localization based on signal strength in WLAN[J]. Computer Science, 2007, 34 (6): 68-71, 75.

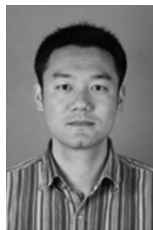
[作者简介]



张梦丹(1990-),女,西安邮电大学硕士生,主要研究方向为通信网技术。



卢光跃(1971-),男,博士,西安邮电大学通信工程学院院长、教授,主要研究方向为移动通信多用户检测算法、正交频分复用(OFDM)关键技术、现代谱估计等。



王宏刚(1977-),男,博士,西安邮电大学讲师,主要研究方向为物理层能源效率和通信协议的设计、RFID 和无线定位。



刘继明(1964-),男,博士,西安邮电大学教授,主要研究方向为下一代软交换核心技术。