

基于多分布密度位置指纹的高效室内定位算法研究

乐燕芬, 汤卓, 盛存宝, 施伟斌

(上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘 要: 为提高定位效率, 提出了一种基于多分布密度位置指纹、精度渐进的室内定位算法。该算法把定位区域分为多个局部区域, 并设定不同分布密度的参考位置点, 根据来自锚节点的接收信号强度 (RSS) 时间和强度分布, 通过各局部区域对应的信号覆盖向量和主成分分析法 (PCA) 提取的稀疏指纹的特征实现层次化匹配, 有效减少在线指纹匹配过程的计算量, 有利于目标节点存储空间和能耗的优化。实验结果表明, 提出的算法在定位精度上不逊于其他室内定位算法, 并且对锚节点分布密度依赖度小。

关键词: 无线传感器网络; 室内定位; 接收信号强度; 位置指纹; 主成分分析

中图分类号: TN92

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019001

Fast and resource efficient method for indoor localization based on fingerprint with varied scales

LE Yanfen, TANG Zhuo, SHENG Cunbao, SHI Weibin

School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: To improve the prediction speed in indoor localization, a novel algorithm based on fingerprint with varied scales was proposed. It divided the region of interest into distinct zones with distinctive coverage indicators, and reference positions with different distribution density were set in the region. According the time relevance and strength vary of the RSS from the anchors, the grids-matching process was greatly sped up for the usage of coverage indicators and the features of the location fingerprint extracted with the PCA, which made the proposed method fit the demand of application with limited power and memory. Experimental results indicate that accuracy of the positioning is ensured with the reduced energy-consuming, and more flexible about the number of anchors and the grid distribution.

Key words: WSN, indoor localization, RSS, fingerprint, PCA

1 引言

随着物联网、移动智能终端的迅猛发展, 位置相关的服务和应用受到了广泛的关注, 尤其在无线传感器网络 (WSN, wireless sensor network) 相关领域, 室内定位技术成为研究热点。由于 GPS 信号在室内复杂环境下迅速衰减, 使得这种室外定位技术无法有效应用于室内环境。近年来, 国内外学者对室内定位技术展开了大量的研究, 其中基于接收信

号强度 (RSS, received signal strength) 的方法不需要额外的硬件设备, 具有成本低、易实现、非视距传输的特点, 因而成为室内定位的重要实现手段之一^[1-3]。

室内布局复杂多变, 人员活动频繁, 无线信号传播过程中存在多径效应、阴影效应, 使信号的强度与传播距离具有较强的时变特性, 并依赖于具体应用环境, 很难找到能够准确刻画两者关系的传播衰减模型。针对于此, RSS 定位算法中

收稿日期: 2018-02-05; 修回日期: 2018-09-03

通信作者: 乐燕芬, leyanfen@usst.edu.cn

基金项目: 上海市重点科技攻关基金资助项目 (No.14511107902)

Foundation Item: The Key Project of Shanghai Science and Technology Committee (No.14511107902)

的一大类——位置指纹定位算法可用于解决上述问题,该方法需要预先确定监控区域内若干参考点位置 RSS 信号的分布,也称为位置指纹,目标节点通过 RSS 分布匹配来获取自身定位。定位过程一般分为离线训练和在线定位这 2 个阶段。首先在定位区域内布置若干个位置已知的节点,也称为锚节点(anchor node)。离线训练时,在定位区域内各参考位置点采集来自多个锚节点的 RSS 信号,并结合物理位置构成位置指纹;在线定位阶段,目标节点接收锚节点信号获取 RSS 值,利用模式匹配算法与位置指纹空间内的数据进行匹配,估计目标节点位置。

基于位置指纹的定位算法,不需要预设室内信号的传播衰减模型,定位精度取决于离线训练阶段与在线定位阶段的 RSS 信号是否符合相同的分布模型。而室内复杂的定位环境使 RSS 信号呈现较大时变特性,并不是信号越强的接入点(AP, access point)提供的定位精度越高^[4],直接采用信号强度进行匹配,如 radar 系统采用的 K 最近邻算法^[5],定位精度有限。为了有效挖掘 RSS 信号的内在特征,目前很多研究工作集中在利用机器学习的方法对信号强度进行建模。如文献[6-7]利用基于核函数的岭回归方法获取参考位置与 RSS 信号的匹配模型,文献[8]则利用基于核函数的主成分分析法提取来自多个 AP 的 RSS 信号间的非线性特征,在此特征空间内进行匹配获得位置估计。这些方法有效地提高了定位精度,但存在的主要问题是定位阶段需要进行复杂的计算。如文献[8]进行在线定位时,接收到的 RSS 信号首先需要与所有参考位置点 RSS 信号进行核函数运算获得核矩阵,进行数据修正,以保证核矩阵数据中心化条件,在此基础上,求取该矩阵的特征值和特征向量,并最终获得该采样 RSS 的特征指纹,这一定位过程引起资源的大量占用,并不适用于移动节点主动定位的场合。

为减少定位阶段的匹配计算量,文献[4]提出了基于信息熵进行 AP 子集选择的方法。在监控范围内所有能检测的 AP 中,选择对所有参考位置点信息增益最大的 k 个 AP 构成特征输入,并按照接收到的这 k 个 RSS 信号的相似度对参考位置点进行聚类。在线定位时根据接收到的 RSS 信号判定目标所属的簇,然后在该簇内利用决策树进行精确定位。这种算法不考虑参考位置点的物

理位置,按 AP 子集的 RSS 信号进行聚类,有效地减少了定位阶段的计算量。但需要指出的是,AP 子集的选择是基于监控范围内所有参考位置点接收的 RSS,考虑到 AP 具有区域性,即同一个 AP 对不同区域具有不同的信息熵贡献率,这种方法所选出的 AP 子集对部分区域并不一定最佳,导致部分区域定位精度不高。文献[9-10]则考虑不同 AP 在同一位置的 RSS 具有相关性的特点,剔除包含冗余信息的 AP,通过最优 AP 子集匹配完成位置估计。此类算法需要在定位阶段对收到的各个维度 RSS 进行高斯拟合,并计算各 AP 的 RSS 分布联合互信息,利用最小化互信息准则获取包含信息量最多的最优 AP 子集。指纹匹配过程中,以 KL 散度为标准计算待定位节点与指纹库中所有参考位置点的高维高斯密度函数的相异度,并选择相异度最低的位置参考点作为位置估计。此类算法的优点是离线训练阶段数据库保留的 AP 数量减少,降低了数据库规模,但在线定位阶段,所选的最优 AP 需要与库中所有参考位置的 AP 子集进行 RSS 分布差异度分析,时间复杂度较高。文献[11-12]分别在室内和室外环境下,利用目标节点与参考位置点是否接收相同 AP 集合的信号来判断两者的距离,来剔除不可能的参考位置点。而实际环境中,相距 30 m 的 2 个位置点接收的同一个锚节点的信号强度差值可能达到 10 dBm,使这一方法只适用于粗定位。文献[13]则针对移动目标的运动状况和实际环境布局,建立基于位置的马尔可夫链来剔除不可能的位置跳变,这在实际应用中存在一定困难。当定位不是连续密集进行时,目标在较短的时间内可能越过多个参考网格,很难明确界定运动目标的物理可达范围,这在某种程度上限制了此方法的应用。

上述文献都试图通过最优 AP 子集选择来减少位置指纹算法的计算复杂度或数据存储量,而在 WSN 室内定位中,若参考位置点分布密度大或者由于定位区域广导致参考位置点分布数量大,则上述方法对定位性能的改善有限。同时考虑到室内环境复杂多变,无线信号传播特性与局部的物理空间密切相关,统一的选择策略并不一定局部最佳,因此提出了基于不同分布密度的位置指纹、精度渐进的室内定位算法,在保证定位精度的同时,降低定位的能耗、计算复杂度和存储空间。该方法把定位区域按锚节点的信号传达

率分成若干局部空间,并按分布密度把参考位置点分成 2 类,分别为粗网格和细网格。定位时利用空间滤波法确定可能的局部空间集合,并利用主成分分析法(PCA, principal component analysis)^[14-15]提取的粗网格的位置指纹特征匹配确定这些局部空间集合中目标节点可能所在的初步位置,最后利用 WKNN (weighted K nearest nodes) 方法完成细网格的精确匹配。所提出的方法兼顾了地理位置特征和 RSS 信号的分布特点,在降低运算量的同时保证定位精度。

2 算法的框架与原理

本文提出的多分布密度位置指纹定位算法,将大监控区域按照环境特点划分为多个局部空间,每个局部空间内选择若干个粗网格和分布相对密集的细网格。算法具体步骤如下。

步骤 1 离线训练阶段

这一阶段需要获取锚节点在每个局部空间的分布及粗、细网格的指纹特征。

1) 为每个局部空间建立锚节点信号的覆盖向量。该覆盖向量具体描述了在特定的物理环境下各锚节点在每个局部空间的信号分布。

2) 在局部空间内选择若干粗网格,通过 PCA 训练离线 RSS 信号,获取可描述粗网格特征的指纹数据库。

3) 在每个局部空间的细网格点采集 RSS 信号,获取描述细网格的位置指纹。

步骤 2 在线定位阶段

这一阶段,目标节点实时采集来自锚节点的 RSS 信号,完成自身定位。

1) 采用空间滤波法确定目标节点可能的局部空间。采集 RSS 信号获得动态覆盖向量,与各局部空间的覆盖向量进行比较,选择汉明距离较小的若干局部空间作为可能区域。

2) RSS 信号经 PCA 变换后获取主成分,与局部空间内的粗网格的指纹数据特征进行匹配,选择欧式距离最小的若干粗网格作为目标节点的位置范围。

3) 在粗网格内,采用 WKNN 方法,选取匹配度最高的 K 个细网格加权平均后作为估计位置。

上述方法中,离线阶段不需要增加样本采集数量,在线定位阶段节点的计算量主要集中在粗、细网格的匹配过程,但不需要与定位区域全部指纹进

行匹配,减少了节点对资源(包括存储空间、能量)的消耗。

2.1 空间滤波法

位置指纹定位是利用室内空间内,尤其存在墙壁遮挡等情况时,RSS 信号的衰减体现出很强的空间性。空间滤波法综合考虑物理空间的具体情况和信号衰减特性之间的相关性,认为目标节点与网格点越接近,则两者接收到的 RSS 信号越相似,利用这一特性完成局部空间的粗定位。

局部空间内的 RSS 信号分布用覆盖向量 \mathbf{C} 描述, $\mathbf{C}_M=[I_M^1, I_M^2, \dots, I_M^L]$ 是第 M 个局部空间的覆盖向量。如果在该局部空间内能连续接收到第 i 个锚节点的 RSS 信号,则 $I_M^i=1$, 否则 $I_M^i=0$ 。具体实施时,离线训练阶段的连续接收可以定义为:该锚节点的信息可以被该局部空间内随机运动的节点在 90% 的采样时间内接收到或在 90% 的细网格接收到。

覆盖向量 \mathbf{C} 为二进制数据类型,因此适合采用汉明距离来表征 2 个向量间的差异大小,若目标节点定位过程中接收的 RSS 信号分布向量为 \mathbf{C}' , 则

$$d_H(\mathbf{C}_M, \mathbf{C}') = \sum_{i=1}^L |I_M^i - I'^i| \quad (1)$$

通过式(1)对所有局部空间进行匹配,若 $d_H(\mathbf{C}_M, \mathbf{C}') < \alpha L$, 则该局部空间作为候选空间。参数 α ($0 < \alpha < 1$) 的大小影响算法的复杂度和定位的准确度。若 α 过大,则空间滤波性能不佳,可能引入较多的无效区域;若 α 过小,在 RSS 存在较大时变时,可能漏掉有效区域。 α 的选择应参考实际应用环境 RSS 的时变情况。

通过空间滤波,目标节点可能的局部空间集合定义为 $P'=\{\mathbf{C}_M, d_H(\mathbf{C}_M, \mathbf{C}') < \alpha L\}$, 且 $|P'|=M'$ 。下面将通过 PCA 提取粗网格的特征,通过特征匹配确定目标节点处于局部空间集合 P' 的那些粗网格内。

2.2 PCA 粗定位算法

在大监控区域内可能布置较多的锚节点,目标节点在某一位置可能同时接收到 10 多个锚节点的信号。常用的降低定位算法计算复杂度的方法是按某种策略选择最优 AP 或锚节点集合。不同于以上方法,PCA 经过线性变换从来自各锚节点的 RSS 信号中提取包含原始信息的少数几个综合指标,这些指标互不相关,也称为主成分,在降维的同时保持了信号变量

的总方差不变。PCA 变换可用式(2)表示。

$$\mathbf{S}' = \mathbf{S}\mathbf{A} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{S}=[s_1, s_2, \dots, s_L]$ 代表目标节点定位中实时接收到的 L 个锚节点的 RSS 信号, 若无法接收某个锚节点的信号, 则相应的值设为最小值 -95 dBm; $\mathbf{S}'=[s'_1, s'_2, \dots, s'_k]$ 是变换后获取的主成分; 变换矩阵 \mathbf{A} 是 $L \times K$ 维矩阵, 表明了每个锚节点 RSS 对主成分的贡献量。从式(2)中可看出, PCA 在降维时并没丢弃原 RSS 数据, 而是融合了所有锚节点的信息。文献[11]的研究也表明该方法可有效提高定位精度。值得说明的是, PCA 提取的是数据间的线性特征, 而二阶以上的高维非线性关系需要通过其他方法, 如基于核函数的 PCA 来提取[8], 但后者定位阶段涉及复杂的计算, 因此, 本文使用 PCA 训练 RSS 数据, 获得线性变换矩阵 \mathbf{A} , 把 \mathbf{S}' 作为局部空间内粗网格的指纹特征, 把目标定位到某一粗网格内。

2.2.1 粗网格的 PCA 变换

将整个定位区域划分为多个局部空间, 每个局部空间内有若干个粗网格, 共有 N 个粗网格。离线阶段在每个粗网格上采集来自 L 个锚节点的 RSS 信号, 将多次采集的 RSS 均值作为该粗网格 $l_i(x_i, y_i)$ 的原始位置指纹信息 $\mathbf{S}_i=[s_1, s_2, \dots, s_L]^T$ 。全部粗网格的原始位置指纹构成了一个 $N \times L$ 维的矩阵 \mathbf{S} , 相当于 L 维的 N 个训练数据。在进行 PCA 变换前, 首先保证数据空间满足中心化的条件, 对 \mathbf{S} 按式(3)进行调整。

$$\tilde{\mathbf{S}}_i = \mathbf{S}_i - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{S}_j \quad (3)$$

根据式(4)计算数据空间的协方差矩阵 \mathbf{C}_Γ 。

$$\mathbf{C}_\Gamma = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \tilde{\mathbf{S}}_i^T \tilde{\mathbf{S}}_i \quad (4)$$

协方差矩阵 \mathbf{C}_Γ 的特征值 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L\}$ 和特征向量 $\{\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_L\}$ 满足

$$\mathbf{C}_\Gamma \mathbf{V}_i = \lambda_i \mathbf{V}_i \quad (5)$$

将特征值从大到小排列, 并取前 K 个最大的特征值 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_K$ 及对应的特征向量 $\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_K$ 。PCA 保证所选择的转换矩阵 \mathbf{A} 使得

$$\min E \left\{ \left\| \mathbf{S} - \mathbf{S}'\mathbf{A}^T \right\|^2 \right\} \quad (6)$$

此时满足

$$\mathbf{A} = [\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_K] \quad (7)$$

这样, 通过 PCA 处理, 原始位置指纹 \mathbf{S} 包含的 RSS 信号变换为包含 K 个主成分的 \mathbf{S}' 特征位置指纹。

2.2.2 粗网格定位

在线定位阶段, 目标节点采集各个锚节点的 RSS 信号 $\mathbf{F}=[\text{rss}_1, \text{rss}_2, \dots, \text{rss}_L]$, 通过矩阵线性变换, 获得表征其主成分的特征指纹 $\mathbf{F}'=\mathbf{F}\mathbf{A}$ 。假设空间滤波后匹配的局部空间内共有 M 个粗网格, 则计算 \mathbf{F}' 与粗网格特征指纹 \mathbf{S}'_j 的欧式距离, 如式(8)所示。

$$D_j(\mathbf{F}', \mathbf{S}'_j) = \sqrt{\sum_{i=1}^K (\text{rss}'_i - s'_{ji})^2}, j \in (1, M) \quad (8)$$

其中, $D_j(\mathbf{F}', \mathbf{S}'_j)$ 表征 \mathbf{F}' 与第 j 个粗网格的相似程度, 其值越小, 两者越相似。取 $D_j(\mathbf{F}', \mathbf{S}'_j)$ 值最小的粗网格作为目标节点初步估计位置。

2.3 细网格匹配

细网格的匹配也是定位的最终阶段, 可以根据具体应用选取目前已有且定位精度较高的方法, 如基于核函数的 PCA 方法、基于贝叶斯最大估计的后验概率估计法等。由于粗定位已经把目标锁定于粗网格, 因此不管采用何种方法, 在线定位阶段均不涉及大量的运算。需要说明的是, 这些方法均使用高斯模型来描述室内复杂环境对 RSS 可能产生的误差[15-16], 同时离线阶段的工作量仍然较大, 如基于核函数的 PCA 方法, 需要完成细网格点的特征提取, 而基于后验概率估计的定位方法, 则需要利用最大似然估计完成每个细网格点的高斯分布参数。本算法采用 WKNN 方法, 离线阶段需要采集 RSS 作为原始指纹, 而不需要其他额外工作, 在线阶段则只需计算目标节点采集的 RSS 与匹配粗网格内细网格的欧式距离, 选取距离最小的 R 个细网格位置的加权平均作为目标节点的最终位置估计, 如式(9)所示。

$$w = \sum_{r=1}^R w_r P_r \quad (9)$$

其中, w 是目标节点估计位置; w_r 是选取的 R 个匹配的细网格位置; P_r 代表 w_r 网格归一化的权重系数, 表示为

$$P_r = \frac{D_r(\mathbf{F}, \mathbf{S}_r)}{\sum_{i=1}^R D_i(\mathbf{F}, \mathbf{S}_i)} \quad (10)$$

其中, $D_i(\mathbf{F}, \mathbf{S}_i)$ 是目标节点采集的 RSS 信号 \mathbf{F} 与第 i 个细网格点的原始位置指纹 \mathbf{S} 的欧式距离。

3 实验结果及分析

3.1 实验设置

为了评估本文所提出定位算法的性能,在上海理工大学光电大楼进行了数据采集和定位实验。实验区域为第 9 层的大厅和走廊位置,大小为 36 m×14 m。其中,大厅中有会客沙发、自习桌椅等物体,且有较多的人员走动;目标定位区域均匀划分为 1.8 m×1.8 m 大小的 90 个网格。两侧走廊以 4.2 m 为间隔均匀布置了共 18 个锚节点。对每个网格点进行 2 min 的 RSS 信号采集,从中随机抽取 10 个 RSS 观测向量,将其均值作为测试数据;其余的 RSS 观测向量均值处理后作为原始位置指纹数据。信号采集过程中,可以观察到由于电梯井、楼梯房间墙壁等的阻挡以及人员走动等因素,在网格点收到的 RSS 信号并不是均匀地来自所有锚节点。有的锚节点能收到 100 多次信号,而有的只有 30 多次信号,甚至有些网格点会无法收到部分锚节点的信号,并且表现为持续性无法接收,这些未接收到的 RSS 信号统一用最小值-95 dBm 填充。

图 1 给出了在某一测试点获取的来自同一个锚节点的 RSS 信号分布直方图,图中的曲线是 RSS 信号分布的概率密度函数。从图 1 中可看出,即使在同一位置,来自同一个锚节点的 RSS 也是随时间变化的。

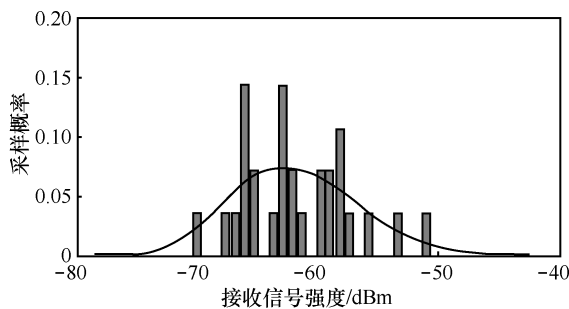


图 1 RSS 信号分布直方图

3.2 定位性能评估

3.2.1 空间滤波对定位精度的影响

根据 RSS 信号的分布特点并结合定位物理环境,实际目标定位区域分为 5 个局部空间,对应的覆盖向量为 $C=[C_1, C_2, C_3, C_4, C_5]^T$ 。如 1#区域 $C_1=[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1]$ 表明此区域内的网格点无法接收到 15#和 17#锚节点的信号。随机抽取 30 个网格点的测试数据进行空间滤波,结果如表 1 所示。

表 1 局部空间匹配结果

匹配的局部区域数量	$d_H=0$	$d_H=2$	$d_H=3$	$d_H=5$
$P^r=1$	22	19	7	2
$P^r=2$	0	6	12	3
$P^r=3$	0	2	11	23
$P^r=5$	0	0	0	2

由表 1 可以看出,当设定覆盖向量 C 汉明距离 $d_H=0$,也即要求覆盖向量完全匹配,22 个网格点确定了唯一的所处局部空间,还有 8 个网格点与 5 个局部区域的覆盖向量都存在汉明距离,无法判定所处的局部区域。随着汉明距离的增大,匹配的局部区域数也增多。当汉明距离为 5 时,其中有 23 个网格与 3 个局部空间的汉明距离小于或等于 5,甚至有 2 个网格与所有局部空间的汉明距离都不大于 5。因此在本定位区域内, d_H 选择 2,通过空间滤波,使得目标节点初步定位在 1~3 个局部空间内,有效地减少了指纹匹配量。

3.2.2 粗网格定位性能分析

针对实验中目标定位区域的具体环境特点,1#、2#、4#和 5#局部区域不再划分粗网格,也即每个局部区域本身就是一个粗网格,并设置 2 个参考位置点;而 3#局部区域即大厅 13 m×14 m 的空间内划分 2 个粗网格,每个粗网格内设置 8 个参考位置点。实验时在粗网格内的参考位置点各采集 80 次 RSS 信号,由此产生 1 920 个训练数据用于 PCA 分析,获得变换矩阵 A 和 18 个特征值。

图 2 给出了实验中获得的 RSS 信号提取的特征值,18 个锚节点对应 18 个特征值。特征值越大,说明相应的主成分包含的原始信息越多。根据特征值的信息贡献率,可确定提取的主元个数。实验中选取 9 个主元,此时

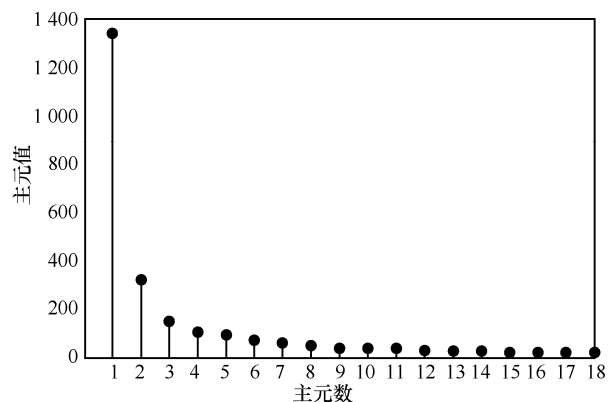


图 2 粗网格 PCA 变换后提取的特征值

$$\frac{\sum_{d=1}^9 \lambda_d}{\sum_{d=1}^{18} \lambda_d} \geq 0.9 \quad (11)$$

即 9 个主元提供的信息占原 18 个锚节点的 RSS 所包含信息的 90% 以上。因此实验中的转换矩阵 A 是 18×9 维的矩阵，粗网格内参考位置点的指纹由 $S = [s_1, s_2, \dots, s_{18}]$ 变换为 $S' = [s'_1, s'_2, \dots, s'_9]$ 。在线采集的 RSS 信号 $F = [rss_1, rss_2, \dots, rss_{18}]$ 经 PCA 变换为 F' 。

3.2.3 定位性能评估

实验采用定位的平均误差 ME (mean error) 和定位误差的累计密度函数 (CDF, cumulative density function) 作为标准来评估算法的性能。

图 3 给出了本文提出的 A-WKNN 算法与 WKNN 算法、InfoGain^[4]算法、Bayes-PCA 算法^[15]的累计误差分布函数。其中本文的算法空间滤波中参数 $d_H=2$ ，匹配粗网格数为 4，匹配细网格数为 4，加权平均后作为估算位置；WKNN 算法中选取 4 个最近邻细网格点加权平均后作为估算位置；InfoGain 算法则从 18 个锚节点中提取信息熵最大的 10 个锚节点的 RSS 作为特征；Bayes-PCA 算法对所有的细网格进行 PCA 变换获得特征指纹库，再选取后验概率最大的 4 个细网格加权平均后作为估算位置。

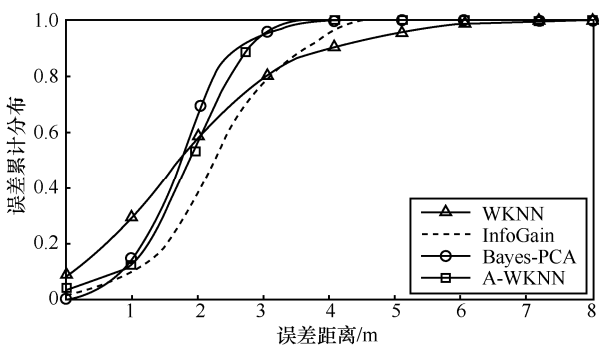


图 3 4 种定位算法误差累计分布

实验结果表明，WKNN 算法平均定位误差为 1.91 m，InfoGain 算法平均定位误差为 2.28 m，Bayes-PCA 算法平均定位误差为 1.74 m，本文所提算法平均定位误差为 1.82 m。结合图 3 可知，本文提出的算法在降低能耗时并未牺牲定位精度。此外也采用文献[8]中提出的 Kernel-PCA 算法进行了定位。根据本实验定位区域 RSS 信号的实际分布特点，算法中高斯核宽度 σ 取 2，提取 20 个特征，

实验结果与文献所报道的定位精度存在很大差距，这可能是由于实验场景不同使得 RSS 特征不一致或参数未优化而导致。

实验中也发现，由于特征值贡献率的不同，主元数量 K 的选择对定位性能有很大的影响。主元数量过多使计算量增大，而过小则可能会损失较多的原始信息。图 4 给出了选取不同主元数量时的 PCA 重建误差，误差计算如式(6)所示。当主元数在 7 个以上时，重建误差小于 35，意味着这几个主元可以较好反映原 RSS 信息。不过值得一提的是，RSS 信号与环境密切相关，当环境中存在很强的非线性噪声时，PCA 可能因无法剔除噪声而不能有效提取信息。

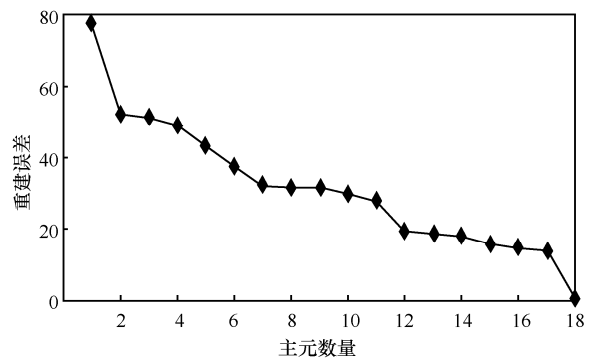


图 4 原 RSS 信号与 PCA 重建信号之间的误差

图 5 给出了进行 PCA 变换时选择不同主元数量对定位精度的影响。从图 5 中可看出，主元数量与定位精度两者并不是正相关的关系，当采用过多的主元时，数据在这些主元方向都进行了投影，反而模糊了信号特征之间的差异。实际应用时应根据锚节点的数量选择合适的主元数量，以达到最佳的特征提取，同时兼顾系统定位精度和计算量的要求。

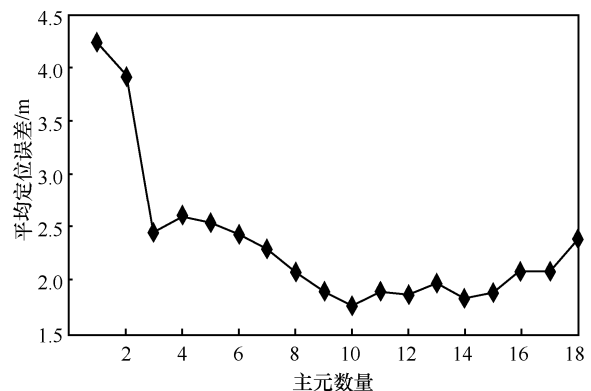


图 5 PCA 变换中取不同主元数量对定位精度的影响

在指纹定位算法中，锚节点的分布密度是影响定位性能的重要参数。本实验中大厅走廊两侧共布置了 18 个锚节点，不考虑位置分布对定位性能的影响，实验中考察了布置 6 个、10 个、14 个和 18 个锚节点时定位性能的变化。由于锚节点的数量变化，相应的主元个数也需要调整。图 6 给出了不同锚节点和不同主元数量时算法的定位性能。

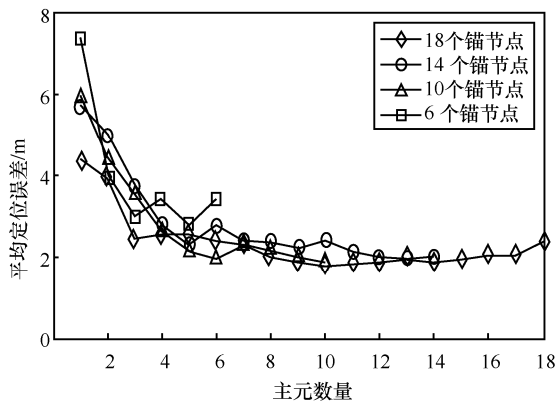


图 6 定位平均误差随锚节点数和主元数变化的情况

图 6 中可以看出，锚节点数量与定位精度之间并没有确定的相关性。具体分析如下，在布置 18 个锚节点的情况下，主元数量为 10 时，定位平均误差为 1.81 m；在布置 10 个锚节点，主元数量取 6 时，定位平均误差为 1.89 m；而在取 5 个主元数时，10 个锚节点的情况定位误差最小。这说明通过选择合适的主元数量，锚节点数量的变化对本方法的定位精度影响不大。实际应用时，选择合适的锚节点数量，可以在保证定位精度的同时大幅降低定位计算量，减少节点能耗。

4 结束语

基于 RSS 的指纹定位技术，从减小定位计算量、降低能耗的角度提出了一种基于不同分布密度指纹的室内定位算法。该算法考虑到某些室内环境中既有相对空旷的空间，又有众多墙体等障碍物或狭长走廊等复杂的环境特点，结合实际物理环境和 RSS 分布，把定位区域划分为多个局部区域及相应的 RSS 信号覆盖向量。在局部区域内又设定稀疏分布的粗网格，离线阶段通过 PCA 提取特征主元作为粗定位的位置指纹数据；在线阶段通过覆盖向量及 PCA 线性变换确定目标节点的初步位置，再利用 WKNN 算法由分布相对密集的参考位置点确定最终的估算位置。实验表明本文提出的算法在有效

减少定位阶段节点能耗的同时保持了定位精度，同时降低了锚节点的分布密度对定位结果的影响。但本实验还未实现针对更大定位区域及移动目标的实时定位，这也是本算法下一阶段的研究目标。

参考文献:

- [1] ALI K, GATSIS N, AKOPIAN D. Modern WLAN fingerprinting indoor positioning methods and deployment challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3): 1974-2002.
- [2] ZHENG W, FU K, JEDARI E, et al. A fast and resource efficient method for indoor positioning using received signal strength[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(12): 9747-9758.
- [3] HUANG C C, MANH H N. RSS-based indoor positioning based on multi-dimensional kernel modeling and weighted average tracking[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(9): 3231-3245.
- [4] CHEN Y Q, YANG Q, YIN J, et al. Power-efficient access-point selection for indoor location estimation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 18(7): 877-888.
- [5] BAHL P, PADMANABHAN V N. Radar: an in-building RF-based user location and tracking system[C]//The 19th Annual Joint Conference of IEEE Computer and Communications Societies. 2000: 775-784.
- [6] SANDY M, FARAH M C, PAUL H, et al. Target tracking using machine learning and Kalman filter in wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(10): 3715-3725.
- [7] SANDY M, FARAH M C, PAUL H, et al. Non-parametric and semi-parametric RSSI/distance modeling for target tracking in wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(7): 2115-2126.
- [8] 李华亮, 钱志鸿, 田洪亮. 基于核函数特征提取的室内定位算法研究[J]. 通信学报, 2017, 38(1): 158-167.
- [9] LI H L, QIAN Z H, TIAN H L. Research on indoor localization algorithm based on kernel principal component analysis[J]. Journal on Communications, 2017, 38(1): 158-167.
- [10] ZOU H, LUO Y W, LU X X, et al. A mutual information based online access point selection strategy for Wi-Fi indoor localization[C]//IEEE International Conference on Automation Science & Engineering. 2015: 180-185.
- [11] 朱琼琼, 李平, 杨程, 等. 自适应 AP 选择无线室内定位算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(14): 120-126, 137.
- [12] ZHU Q Q, LI P, YANG C, et al. Wireless indoor localization algorithm based on adaptive selection of access point[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(14): 120-126, 137.
- [13] AZADEH K, KONSTANTINOS N P, ANASTASIOS N V. Kernel-based positioning in wireless local area networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2007, 6(6): 689-705.
- [14] ZHAO Q Y, ZHANG S, LIU X C, et al. An effective preprocessing scheme for WLAN-based fingerprint positioning systems[C]//IEEE 12th International Conference on Communication Technology. 2010: 592-595.
- [15] 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, 2010,31(11):195-204.

ZHAO F, LUO H Y, LIN Q, et al. Node localization algorithm based on kernel function and Markov chains[J]. Journal on Communications, 2010,31(11):195-204.

- [14] XU Y B, ZHOU M, MA L. Wi-Fi indoor location determination via ANFIS with PCA methods[C]//IEEE International Conference on Network Infrastructure and Digital Content. 2009:647-651.
- [15] FANG S H, LIN T N. Principal component localization in indoor WLAN environments[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012,11(1):100-109.
- [16] HENDRIK L, THOMAS K, WOLFGANG E. Pre-processing of fingerprints to improve the positioning accuracy of 802.11-based positioning system[C]//The 1st ACM International Workshop on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-less Environment. 2008:73-78.

[作者简介]



乐燕芬(1978-), 女, 浙江宁波人, 博士, 上海理工大学讲师, 主要研究方向为无线传感器网络抗干扰及应用。



汤卓(1994-), 女, 湖南张家界人, 上海理工大学硕士生, 主要研究方向为无线传感器网络定位技术。



盛存宝(1992-), 男, 内蒙古赤峰人, 上海理工大学硕士生, 主要研究方向为无线传感器网络定位、无人机控制技术。



施伟斌(1967-), 男, 上海人, 博士, 上海理工大学副教授, 主要研究方向为无线传感器网络协议及应用。