

## 基于联合分簇和 LASSO 的室内指纹定位算法

乐燕芬, 金施嘉璐, 朱一鸣, 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:** 为提高定位效率和定位精度, 提出了一种基于联合分簇(Hybrid clustering, HC)和 LASSO 的室内定位算法。该定位算法首先利用簇匹配实现目标粗定位, 再在簇内采用 LASSO 算法进行二次精确定位。通过基于接收信号强度(Received signal strength, RSS)信号特性的  $K$  中心聚类方法结合基于物理位置的联合分簇, 来降低粗定位阶段的簇匹配错误以避免粗大误差。采用位置指纹 RSS 信号的覆盖向量的相似度作为分簇和簇匹配的准则来降低运算量。簇内定位阶段采用 LASSO 算法达到特征稀疏化, 有利于目标节点存储空间和能耗的优化。在室内典型办公环境下的定位实验表明, 本定位技术在降低在线匹配计算量的同时能保持良好的定位效果, 在参考位置点间隔 1.8 m 时, 平均定位误差为 1.73 m。

**关键词:** 无线传感器网络; 室内定位; 接收信号强度; 分簇; LASSO

**中图分类号:** TN92; TP393      **文献标志码:** A

### Fingerprinting Indoor Localization Using Hybrid Clustering

LE Yanfen, JIN Shijialuo, ZHU Yiming, 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 and accuracy in indoor localization, a novel algorithm based on hybrid clustering and LASSO is proposed. Coarse localizer is taken by clustering matching and LASSO theory is used for fine localization. Besides the traditional received signal strength (RSS) based clustering, a coordinate-based clustering method is also used aiming at reducing the error caused by wrong cluster match. The similarity of the RSS coverage vectors is used as the criterion of clustering and cluster matching to reduce the computational complexity. The algorithm of LASSO is applied to recover RSS signal from noisy measurements with reduced demand for power and memory. Experimental results indicate that the proposed algorithm leads to an improvement on the fine positioning accuracy and online complexity. An average positioning error of 1.73 m is achieved with grid spacing of 1.8 m.

**Key words:** wireless sensor networks; indoor localization; received signal strength (RSS); clustering; LASSO

### 引 言

智能移动设备和无线传感器网络相关技术的融合发展, 使基于位置的服务(Location-based services, LBSs)如展览馆、仓库、商场等楼宇环境内的定位、导航等受到越来越多的关注<sup>[1]</sup>。如何在室内复杂

的环境布局下实时获得理想的定位精度成为当前的研究热点之一。相比较基于无线信号到达角度或到达时间的定位算法,基于接收信号强度(Received signal strength, RSS)的定位方法由于只利用无线终端的信号收发功能即可实现而获得广泛的研究<sup>[2-4]</sup>。利用位置已知的接入点(Access point, AP)或锚节点(Anchor)来确定目标位置是其中一种方案<sup>[5-6]</sup>,但实际应用中,由于室内无线信号传播中存在的多径现象、斑块效应和天线方向等因素,很难有确定的信号传播模型能准确描述信号衰减量与传播距离之间的关系。因此基于无线信号地图(Radio map)的位置指纹定位算法获得了国内外学者的关注。该方法在目标监测区域内预先设立物理位置已知的参考位置点,构建反映区域无线信号分布的位置指纹库;在线定位时,通过实时接收的RSS信号与指纹库中各参考位置的指纹进行匹配来估算目标位置。如常用的 $K$ 近邻( $K$ -nearest neighbor, KNN)和加权KNN(Weighted  $K$ -nearest neighbor, WKNN)算法,选取指纹库中与在线RSS值欧氏距离最近的 $K$ 个参考位置点,其质心或加权质心最为目标的估算位置。这一方法简单高效,易于实现,但定位精度相对不高。

基于位置指纹库的定位方法,目前很多研究工作主要集中在两方面:提高定位精度<sup>[7-11]</sup>和减少定位阶段的匹配复杂度来提高算法的实时性<sup>[12-16]</sup>。对于前者,研究的方向具有多样性。如文献[7]采用优化的WKNN算法,首先用自适应卡尔曼滤波器对在线接收的RSS信号进行滤波,降低环境噪声影响,同时采用Memetic算法确定 $K$ 个最近邻参考位置点的权值;文献[8-10]则采用机器学习的方法进行建模,其中文献[8]基于核岭回归(Kernel-ridge, KR)获取参考位置与RSS信号的匹配模型,而文献[9]首先利用线性判别法对原始指纹库提取主要特征,再用这些特征值训练梯度提升决策树构建学习器进行定位。文献[10]采用深度学习中的Autoencoder,利用大量的训练样本基于极限学习机完成定位。文献[11]则通过核主成分分析法提取RSS信号间的非线性特征,在特征空间进行指纹匹配获得估计位置。这些方法均涉及较大的计算量,提升了目标的位置估计精度。对于后者,分簇是目前研究较多的方法,如文献[12]基于信息熵对离线阶段的参考位置点进行分簇,构建接入点(Access point, AP)子集;文献[13-14]采用AP聚类算法对参考位置点进行分簇。上述方法均涉及每个参考点之间RSS信号相似度的计算,一般采用信号欧式距离的倒数作为相似度,有一定的计算量。另有部分文献<sup>[15-16]</sup>采用锚节点的覆盖向量对参考位置点进行分簇。具有相似覆盖向量的参考位置点归为一簇。只涉及二进制的汉明距离计算,运算简单。这些方法都基于RSS信号特征,要求离线阶段锚节点的信号分布较稳定。聚类对定位精度最大的影响是,若在线阶段簇匹配错误,则会引入粗大定位误差。

本文所提算法的基础是分簇和机器学习,首先充分利用复杂环境下RSS信号的分布特点,提出了基于RSS信号覆盖向量的联合分簇方法,综合参考位置点覆盖向量的相似度和物理位置分布对参考位置点进行聚类,尽可能避免簇匹配错误;其次针对簇匹配后的二次精确定位,参考位置点RSS样本数量少,模型容易出现过拟合的问题,引入正则项,选择简单的线性回归模型结合 $L_1$ 范数正则化的最小绝对值收缩和选择因子(Least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)算法<sup>[17]</sup>获得稀疏目标解。所提出的分簇方法兼顾RSS信号的分布特征和物理位置布局,簇内LASSO算法在降低计算量的同时尽可能提高定位精度。

## 1 算法框架和设计

本文提出的基于联合分簇(Hybrid clustering, HC)和LASSO的室内定位算法,命名为HC-LASSO。图1给出了算法的框架。

定位算法分离线和在线2个阶段。离线阶段通过采集的各参考位置点的RSS信号确定覆盖向量,并据此完成分簇,构建多个簇指纹库;在线阶段,目标节点获取RSS信号,根据信号的覆盖向量完成簇匹配,确定相应的簇指纹库;利用LASSO算法,用簇指纹库拟合在线RSS信号,确定回归系数,并以此

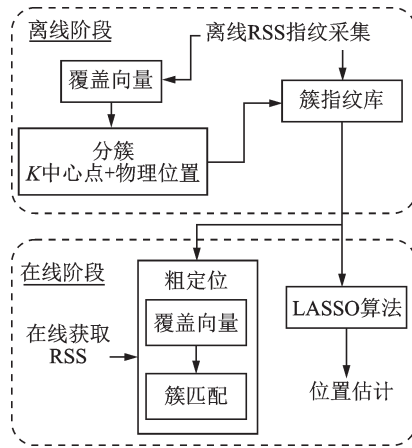


图1 室内定位算法HC-LASSO的框架

Fig.1 Block diagram of the proposed indoor positioning system HC-LASSO

回归系数作为权值确定目标位置。

### 1.1 离线阶段分簇

室内复杂空间环境内有墙壁、电梯井等会严重堵塞信号,使某个区域只能接收到部分锚节点的信号。同时,锚节点也可能存在掉电、故障等原因,这样离线与在线阶段接收的RSS信号可能并不是来自同一批锚节点,而无法实现指纹匹配。通常对未接收到的锚节点信号统一填充某个信号接收阈值,如-100 dBm来解决这一问题。这种方法对于离线与在线阶段都适用,简单有效。为充分利用RSS信号分布提供的位置信息,引入了指纹定位中重要的分簇概念。分簇可实现粗定位,避免在整个监测范围搜索目标节点位置而引入大计算量和大能耗,并且使最大定位误差限制在簇内。但是如果簇选择错误,则引入的定位误差将不可预测。另外基于RSS信号特征的分簇,同一簇内的成员即参考位置点常有较分散的物理位置。这就使即使在RSS信号匹配度高的情况下,物理位置仍可能存在大偏差。因此本文采用基于RSSI信号特征的分簇与物理区域划分相结合的方式混合分簇。

图2给出了本文实验中某个位置锚节点在定位区域的RSS信号分布。

图2中灰色圆点是锚节点所在位置,未布置参考位置点的区域是电梯和楼梯间,也即锚节点在电梯间的墙后。可以发现由于墙壁阻挡,很多参考位置点无法接收到该锚节点信号,RSS信号分布具有较明显的区域性,而这一块区域有较相近的覆盖向量。因此可利用RSS信号的覆盖向量作为特征进行分簇来尽可能降低粗定位误差。分簇具体过程如下。

离线采集RSS信号构建原始指纹库 $\Psi$ ,根据参考位置点能否接收到锚节点的信号,确定相应的覆盖向量 $\mathbf{H}$ 。分别表示为

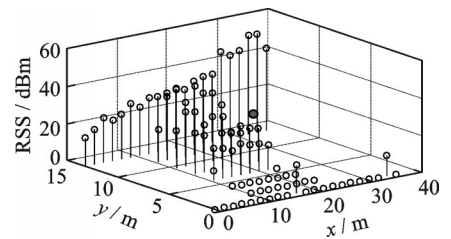


图2 某一锚节点在各参考位置点的RSS信号强度分布

Fig.2 RSS distribution in reference points from an anchor

$$\Psi = \begin{pmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \vdots \\ \varphi_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varphi_{1,1} & \varphi_{1,2} & \cdots & \varphi_{1,M} \\ \varphi_{2,1} & \varphi_{2,2} & \cdots & \varphi_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{N,1} & \varphi_{N,2} & \cdots & \varphi_{N,M} \end{pmatrix}, \mathbf{H} = \begin{pmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \vdots \\ \gamma_N \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中： $\varphi_i$ 为第*i*个参考位置点 $S_i$ 的指纹，共*N*个参考位置点； $\varphi_{i,j}$ 为在第*i*个参考位置点接收到的来自第*j*个锚节点的RSS信号，共*M*个锚节点，实际应用中，该值一般为一段时间内接收到RSS信号的时间均值； $\gamma_i$ 为参考位置点 $S_i$ 的覆盖向量，一般形式为

$$\gamma_i = [1, \dots, 1, 0, 0, \dots, 1], \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (2)$$

式中*j*位置的向量元素1表示在指纹采集时间内能接收到第*j*个锚节点的信号。反之，则表示无法接收。

分簇首先采用*K*中心点算法。相较于*K*均值算法，前者对噪声和异常点数据不敏感，虽然时间复杂度稍大，不过此分簇过程是在离线阶段，不影响在线阶段的定位实时性。按照算法，以覆盖向量为特征，计算每个参考位置点与聚类中心参考位置的汉明距离，把*N*个参考位置点分成*K*个聚类。算法过程如下：

(1) 从*N*个参考位置中，随机选取*K*个，作为初始中心点；

(2) 计算其余(*N*-*K*)个参考位置与*K*个中心点的覆盖向量的汉明距离，选取距离最小的为所属簇；

(3) 任选一个参考位置*R*，确定其所属的簇；

(4) 在该簇内，以此参考位置*R*为簇中心点，计算簇内所有成员与*R*的覆盖向量汉明距离之和作为新的距离代价函数；

(5) 与原代价函数比较，若新的距离代价函数较小，则参考位置*R*作为该簇新的簇中心点；重复步骤(2)–(5)；

(6) 若新的距离代价函数较大，则分簇完成；

(7) 簇内各成员相应的指纹构成簇指纹库。

相应的原始指纹库 $\Psi$ 也分为*K*个簇指纹库，第*i*个簇指纹库包含*n*个参考位置点，由属于该簇的位置参考点指纹构成，表示为

$$\Psi_C^i = \begin{pmatrix} \varphi_1^i \\ \varphi_2^i \\ \vdots \\ \varphi_n^i \end{pmatrix}, \forall i \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (3)$$

本文以聚类中心对应的参考位置点作为簇头，用于在线阶段的簇匹配。

基于物理位置的分簇则相对简单，按照参考位置点的物理地址，结合具体定位区域的空间布局特点，把指纹库相应分为*L*个区域指纹库，分别用 $\Psi_z^i$ 表示。在线阶段的簇匹配，采用与簇内所有成员计算覆盖向量的汉明距离来完成。

## 1.2 在线定位

在线定位涉及2个步骤。首先根据采集到的RSS信号确定目标节点所属的簇，也即粗定位；其次利用定位算法完成位置估算，也称二次精确定位。

### 1.2.1 簇匹配

粗定位方法与分簇方法密切相关。比如离线阶段利用RSS信号相似度进行分簇，那么粗定位时，在线RSS信号需要与每个簇进行相似度比较。这个相似度比较可以与表征簇特征的簇头比较，也可以与簇内的每个成员比较。对于前者，簇头的选择会极大影响粗定位；对于后者则会引入相对大的计算量。本文采用覆盖向量进行分簇，簇匹配也是利用覆盖向量的相似度来完成。

在线阶段接收的RSS信号 $\varphi_r$ 表示为

$$\boldsymbol{\varphi}_r = [\varphi_{r,1}, \varphi_{r,2}, \dots, \varphi_{r,M}] \quad (4)$$

相应的覆盖向量表示为  $\boldsymbol{\gamma}_r$ 。对于聚类产生的  $K$  个簇,采用式(5)计算在线 RSS 测量值  $\varphi_r$  与第  $j$  个簇头的相似度

$$s_c(r, j) = \sum_{i=1}^M \boldsymbol{\gamma}_r[i] \oplus \boldsymbol{\gamma}_{\text{HD}_j}[i], \forall j \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (5)$$

式中  $\boldsymbol{\gamma}_{\text{HD}_j}$  为第  $j$  个簇头的覆盖向量。选择距离最小的簇头对应的簇作为匹配簇,其指纹记为  $\boldsymbol{\Psi}_{CP}$ 。

对于物理分簇产生的  $L$  个簇,采用下式计算测量值  $\varphi_r$  与第  $l$  个簇的相似度

$$s_z(r, l) = \frac{1}{|C_z^l|} \sum_{j \in \Psi_z^l} \sum_{i=1}^M \boldsymbol{\gamma}_r[i] \oplus \boldsymbol{\gamma}_{z_j}[i], \forall l \in \{1, 2, \dots, L\} \quad (6)$$

式中  $\boldsymbol{\gamma}_{z_j}$  为属于簇  $l$  的第  $j$  个参考位置点的覆盖向量,  $|C_z^l|$  为第  $l$  个簇内的成员数量。同样选择距离最小的簇作为匹配簇,记为  $\boldsymbol{\Psi}_{ZP}$ 。最终在线 RSS 测量值所对应的匹配簇指纹为

$$\boldsymbol{\Psi}_P = \boldsymbol{\Psi}_{CP} \cup \boldsymbol{\Psi}_{ZP} \quad (7)$$

式中簇内的参考位置点表示为集合  $\Delta_P$ 。

### 1.2.2 簇内定位

考虑到某一时刻目标节点只能在某一确定物理空间位置,该位置可能在几个参考位置点的附近或者也可能正巧在某一参考位置点上。从信号分布的角度,可认为目标点的 RSS 信号可由所选簇内若干参考位置点的 RSS 信号表示。满足

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Psi}_P \boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (8)$$

式中  $\mathbf{y}$  为在线测得的目标位置 RSS 信号,  $\boldsymbol{\Psi}_P$  为所匹配簇的指纹,  $\boldsymbol{\epsilon}$  为未知的测量误差,而  $\boldsymbol{\theta}$  为待定的回归系数矩阵。

定位问题就转化为  $\boldsymbol{\theta}$  的求解。压缩感知(Compressive sensing, CS)算法<sup>[13]</sup>把  $\boldsymbol{\theta}$  作为一个稀疏矩阵进行求解,即大部分元素为 0。在足够稀疏的情况下式(8)的求解可转化为求解

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_1 \quad \text{s.t.} \|\mathbf{y} - \boldsymbol{\Psi}_P \boldsymbol{\theta}\|_2 \leq \epsilon \quad (9)$$

CS 算法要求  $\boldsymbol{\Psi}_P$  指纹中各样本也即参考位置点的 RSS 信号是非相关测量,否则需进行正交变换<sup>[13]</sup>,而实际应用中通常不满足这点,使 CS 算法的复杂度增加。如前所述,样本之间存在相关性,使普通最小二乘法不适用回归系数  $\boldsymbol{\theta}$  的求解。从而引入惩罚方法来同时实现样本选择和参数估计。当惩罚函数为  $L_1$  范数时,则称为 LASSO,其模型为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \|\mathbf{y} - \boldsymbol{\Psi}_P \boldsymbol{\theta}\|_2^2, \quad \text{s.t.} \sum |\theta_i| \leq t, t \geq 0 \quad (10)$$

式中  $t$  为调节系数。也即 LASSO 算法在使回归系数的绝对值之和小于某个常数的条件下,使残差平方和最小。这一表达式也等价于

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \left( \|\mathbf{y} - \boldsymbol{\Psi}_P \boldsymbol{\theta}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\theta}\|_1 \right) \quad (11)$$

式中  $\lambda$  为正项系数,与  $t$  一一对应,用于平衡算法复杂度和拟合精度,  $\lambda$  越大,则惩罚程度加大,更多的系数压缩为 0,从而达到特征选择或稀疏的效果。总体而言回归系数  $\boldsymbol{\theta}$  尽可能小,防止过拟合。

若匹配簇  $\boldsymbol{\Psi}_P$  的指纹集合  $\Delta_P$  有  $N^p$  个元素,此时  $\boldsymbol{\theta}$  是  $N^p \times 1$  的向量,其中有  $n$  个元素不为 0,则目标位置表示为

$$\hat{P} = (\hat{x}, \hat{y}) = \frac{1}{\sum \theta_i} \sum_{S_i \in \Delta_P} (\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) S_i \cdot \theta_i \quad (12)$$

式中  $S_i$  是匹配簇内的第  $i$  个参考位置点,  $(x_i, y_i)$  是其相应的坐标。

从某种角度来说,目标的估计位置是不为0的元素所对应的参考位置点坐标的加权平均。值得一提的是,线性回归模型的模型复杂度与特征维数有关。簇匹配和簇内LASSO算法二次定位的方式,使LASSO算法的复杂度由未分簇前原始指纹库 $\Psi$ 对应的 $N$ 维降低到匹配簇指纹 $\Psi_p$ 对应的 $N^p$ 维,这在大监控环境下参考点分布数量较大时有利于降低算法的复杂度。

## 2 实验结果及分析

### 2.1 算法的定位精度

实验在上海理工大学光电学院9楼办公层的大厅和走廊进行。整个无线传感器网络定位系统由锚节点、网关节点和移动节点组成,节点采用CC2430作为主控芯片,搭载TinyOS操作系统进行RSS信号的采集。在两侧走廊距离地面约2.2 m的位置共布置了18个锚节点。在面积约为 $40\text{ m}\times 15\text{ m}$ 的监测区域以1.8 m为间隔共设置90个参考位置点。每个参考位置点采集的锚节点RSS信号,均值化处理后构成原始位置指纹库 $\Psi$ 。按照本文所提的分簇方法,图3给出了参考位置点各自的所属簇。其中 $K$ 中心点分簇法把参考位置点分为3簇,用不同的标记表示了相应的簇;3个虚线框分别表示了物理分簇后各参考位置点所属的簇。

在上述定位区域随机选取了21个目标位置点,采集的RSS信号均值化后作为在线阶段的 $\varphi_r$ ,用本文所提的HC-LASSO定位算法对目标进行了位置估计,并与其他几种算法进行了比较。图4给出了各算法的误差累计分布函数。

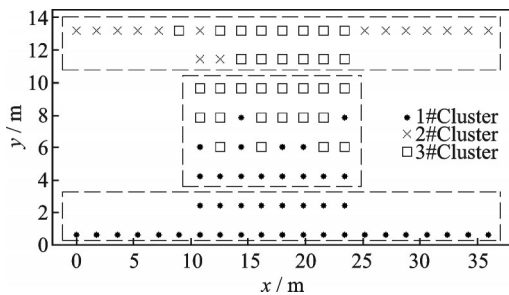


图3 生成的簇分布

Fig.3 Example of the clustering result

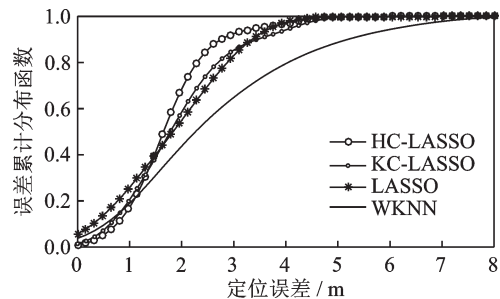


图4 HC-LASSO算法与其他算法的定位精度比较

Fig.4 CDF for HC-LASSO and other positioning methods

图4中HC-LASSO是本文所提的联合分簇结合簇内LASSO定位算法,KC-LASSO表示 $K$ 中心点分簇结合簇内LASSO定位算法;LASSO表示全局采用LASSO算法定位<sup>[15]</sup>,WKNN算法中 $K$ 取4,采用在线与离线RSS信号欧氏距离的倒数作为权值。比较过程中,其他未提及的参数均保持一致。4种算法的平均定位误差分别是:1.74,1.90,1.83和2.58 m。而从图4的累计误差分布图也可以看出,HC-LASSO算法与KC-LASSO和LASSO比较,相对定位误差最小,说明混合分簇法能避免粗定位阶段的簇匹配错误;而LASSO定位算法总体精度均高于WKNN算法,说明二次精确定位阶段的LASSO算法也具有较好的定位精度。

### 2.2 粗定位阶段分簇和锚节点对定位的影响

避免粗定位阶段粗大误差的关键是避免簇匹配错误,这要求离线阶段对参考位置点要有合理的分簇且在线阶段簇匹配要精确。本文研究了不同的分簇方法对定位精度的影响,结果如图5所示。

图5中Kmedoids-LASSO、PC-LASSO和 $K$ -means-LASSO表示二次精确定位阶段均采用LASSO

算法,但离线阶段分别采用K中心点算法、物理位置和K均值算法对参考位置点进行分簇。图5中LASSO则表示无粗定位,直接利用LASSO算法进行全局匹配定位。4种算法的平均误差分别是:1.90,2.34,2.21和1.83 m。从图中看出有几个位置点误差很大,其中第6个位置点PC-LASSO方法定位误差达到6.87 m,而K-means-LASSO算法有3个位置点误差在4.5 m左右,Kmedoids有2个位置点误差在4 m左右。经分析是由于粗定位阶段簇匹配错误导致,因此本文选择了K中心点分簇和物理区域分簇结合的方式来尽可能避免粗大误差。

除了不同分簇方法会影响目标位置的粗定位,实验也对锚节点数量和分簇数量对定位精度的影响进行了分析。表1中二次定位阶段均采用LASSO算法,且参数保持不变。

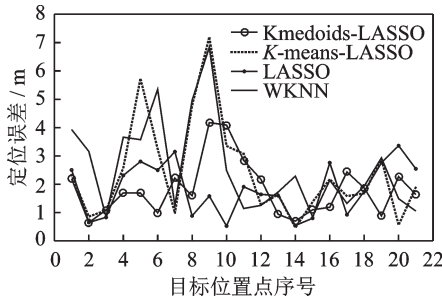


图5 不同分簇下目标位置点的定位误差比较

Fig.5 Comparison of positioning errors under different clustering methods

表1 不同锚节点数量和分簇数量的定位精度统计  
Table 1 Statistics of positioning accuracy under different numbers of anchors and clusters

Method	Mean/ m	90th/ m	Max / m	Var / m <sup>2</sup>
18 Anchors	1.74	2.87	4.12	1.02
K3-P3	2.14	4.02	6.01	2.05
9 Anchors	3.09	5.23	5.55	1.95
K4-P3	1.95	3.62	4.31	1.17
K4-P4	2.23	4.16	4.72	1.44

表1中,K表示采用K中心点算法,P表示物理分簇,其后的数字表示分簇的数量,如K3-P3表示采用K中心点算法把参考位置点分成3个簇,物理分簇也是3个簇。分析表中数据可知,当前的监测区域内,K3-P3对应的定位算法精度最高。说明过多追求分簇的数量容易发生簇匹配错误,从而产生粗大定位误差。实验也研究了锚节点数量在18,12和9变化时定位精度的统计特性,其对WKNN算法的影响,也具有类似的相关性。说明在分簇情况下,较多的锚节点数量更有利于准确的簇匹配。

### 2.3 在线阶段二次精确定位算法的选择

对于二次精确定位阶段的算法,本文对所提的LASSO算法与KR算法<sup>[8]</sup>、WKNN算法、CS算法<sup>[13]</sup>和岭回归算法<sup>[15]</sup>进行了定位精度比较。

图6给出了5种定位算法的累积误差分布,同时也获得平均定位误差分别是:1.83,1.58,2.58,2.71和3.18 m。从图6中也可看出核岭回归算法定位精度略高于LASSO算法。但是考虑到核岭回归算法是训练模型来描述参考点的RSS和物理位置之间的关系,需要利用核函数来完成线性到非线性关系的转换,计算量较大,同时为获得最理想模型需要涉及正则化参数和核函数的带宽2个参数的搜索,在分簇情况下,意味着对每个簇要分别进行参数选择。因此本文采用了计算量相对小,定位精度也较高的LASSO算法作为二次精确定位算法。

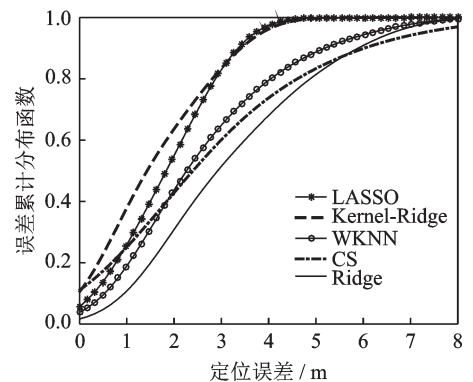


图6 不同定位算法的误差累积分布函数  
Fig.6 Cumulative error distribution for different positioning methods

### 3 结束语

基于RSS指纹定位算法,在提高定位精度的前提下为减小在线阶段的指纹匹配量,提出一种联合分簇方法,该方法基于RSS信号的覆盖向量采用 $K$ 中心点算法对参考位置点进行分簇,同时利用物理位置对参考位置点进行划分,构建簇指纹库,融合了RSS信号的空间分布和实际物理空间的分布特点。定位阶段利用簇匹配完成目标的粗定位,在小样本的前提下,采用LASSO算法完成目标位置的二次精确估计。本文从不同分簇方法、分簇数量、锚节点数量等方面对算法进行了分析,并与其他室内定位算法进行了对比。实验结果表明,本文所提的定位算法通过合理的分簇,在降低在线匹配计算量的同时能保持良好的定位效果。更大规模区域的算法应用及实时在线定位系统的实现是下一步的研究目标。

#### 参考文献:

- [1] AKYILDIZ I F, SU W L, SANKARASUBRAMANIAM Y, et al. A survey on sensor networks[J]. *IEEE Communication Magazine*, 2002, 40(8): 102-114.
- [2] LI P, MENG H D, WANG X Q. A feature selection method based on the sparse multi-class SVM for fingerprinting localization [C]//*Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference*. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2017: 1-5.
- [3] KHALAJMEHRABADI A, GATSISS N, AKOPIAN D. Modern WLAN fingerprinting indoor positioning methods and deployment challengers[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(3): 1974-2002.
- [4] LI A, FU J Q, YANG A L, et al. A new RSS fingerprinting-based location discovery method under sparse reference point conditions[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 13945-13959.
- [5] FANG Z, ZHAO Z, GENG D Q. RSSI variability characterization and calibration method in wireless sensor network[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Information and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 1532-1537.
- [6] 卢先领, 夏文瑞. 基于最大似然估计的加权质心定位算法[J]. *信息与控制*, 2016, 45(5): 582-587.  
LU Xianling, XIA Wenrui. Weighted centroid localization algorithm based on maximum likelihood estimation[J]. *Information and Control*, 2016, 45(5): 582-587.
- [7] FANG X M, JIANG Z H, NAN L, et al. Optimal weighted K-nearest neighbour algorithm for wireless sensor network fingerprint localisation in noisy environment[J]. *IET Communications*, 2018, 12(10): 1171-1177.
- [8] MAHFOUZ S, MOURAD C F, HONEINE P, 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.
- [9] 张会清, 牛铮. 基于线性判别分析和梯度提升决策树的WLAN室内定位算法[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(12): 136-143.  
ZHANG Huiqing, NIU Zheng. WLAN indoor positioning algorithm based on linear discriminant analysis and gradient boosting decision tree[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(12): 136-143.
- [10] KHATAB Z E, HAJIHOSEINI A, GHORASHI S A. A fingerprint method for indoor localization using autoencoder based deep extreme learning machine[J]. *IEEE Sensors Letters*, 2018, 2(1): 6000204.
- [11] 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.  
LI Hualiang, QIAN Zhihong, TIAN Hongliang. Research on indoor localization algorithm based on kernel principal component analysis[J]. *Journal on Communications*, 2017, 38(1): 158-167.
- [12] 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.
- [13] FENG C, AU W S A, VALAEE S, et al. Received signal strength based indoor positioning using compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2012, 11(12): 1983-1993.



- [14] HU J S, LIU H L, LIU D W, et al. Reducing Wi-Fi fingerprint collection based on affinity propagation clustering and WKNN interpolation algorithm[C]//Proceedings of 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference. Xi'an, China: IEEE, 2018: 2463-2468.
- [15] KHALAJMEHRABADI A, GATSIS N, PACK D J, et al. A joint indoor WLAN localization and outlier detection scheme using LASSO and elastic-net optimization techniques[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(8): 2079-2092.
- [16] KHALAJMEHRABADI A, GATSIS N, AKOPIAN D. Structured group sparsity: A novel indoor WLAN localization, outlier detection and radio map[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(7): 6498-6510.
- [17] 熊一枫,卢继华,何梓珮,等. 阴影模型的正则化无设备重建与实时定位[J]. 自动化学报, 2015, 41(6): 1159-1165.  
XIONG Yifeng, LU Jihua, HE Zipei, et al. Device-free reconstruction and real-time location based on shadowing model in radio tomographic imaging[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(6): 1159-1165.

## 作者简介:



乐燕芬(1978-),通信作者,女,博士,研究方向:无线传感器网络定位、抗干扰技术及应用,E-mail:leyanfen@usst.edu.cn。



金施嘉璐(1997-),男,硕士研究生,研究方向:无线传感器网络定位技术。



朱一鸣(1999-),男,本科生,研究方向:通信技术。



施伟斌(1967-),男,副教授,研究方向:无线传感器网络协议、应用等技术。

(编辑:张彤)