

文章编号: 1001-0920(2012)08-1180-05

## 基于模糊核 $c$ -means 算法的位置指纹聚类

李 方, 佟为明, 李凤阁, 王铁成

(哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 哈尔滨 150001)

**摘 要:** 提出一种针对位置指纹的模糊核  $c$ -means 聚类算法. 将位置指纹归结为一种服从正态分布的区间值数据以反映接入点信号强度采样值的不确定性, 通过区间中值和大小确定的正态分布函数将位置指纹映射为特征空间中的一点, 并在该特征空间中采用基于核方法的模糊  $c$ -means 算法对其进行聚类. 通过 ZigBee 定位实验表明, 该方法对于位置指纹的分类效果明显好于基于信号强度平均值的  $c$ -means 聚类, 可在保证定位精度的前提下有效降低定位的计算量.

**关键词:** 位置指纹聚类; 区间值数据; 核方法; 模糊  $c$ -means

**中图分类号:** TP391.4

**文献标识码:** A

## Location fingerprint clustering based on fuzzy kernel $c$ -means algorithm

LI Fang, TONG Wei-ming, LI Feng-ge, WANG Tie-cheng

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China.

Correspondent: LI Fang, E-mail: hello2008@hit.edu.cn)

**Abstract:** A fuzzy kernel  $c$ -means clustering algorithm(FKC) is proposed to resolve the location fingerprint(LF) clustering. LF is summarized as a kind of interval-valued data which obey normal distribution to describe sampling uncertainty of received signal strength of access point. After mapping LF into the high-dimensional feature space through normal distribution function determined by interval median and size, LF is clustered with fuzzy  $c$ -means algorithm based on kernel method in the feature space. Results of ZigBee positioning experiments show that FKC can get better clustering effect than  $c$ -means algorithm based on the average value of signal strength. On the premise of ensuring the positioning precision, a feasible solution is provided to decrease the positioning calculation consumption remarkably.

**Key words:** location fingerprint clustering; interval-valued data; kernel method; fuzzy  $c$ -means

### 1 引 言

在现有基于位置指纹<sup>[1]</sup>(LF)方法的定位系统中,研究的热点主要集中在如何提高系统的定位精度上.然而,不断涌现的定位算法在提高定位准确性的同时带来的节点能耗增加也是一个不容忽视的问题.节能技术贯穿于无线网络各项技术的始终,尤其当定位功能作为一个辅助性服务功能时,降低定位的计算成本对于延长网络寿命尤为重要<sup>[2-3]</sup>.

Youssef 等人<sup>[4]</sup>通过聚类技术将 LF 分类,以减少实时定位阶段的计算成本.但是,当定位区域内绝大多数采样位置都能被接入点的信号覆盖时, Youssef 法减少聚类后定位计算量的效果并不明显,且仅将能否测量到接入点信号强度作为聚类的依据,未能深入挖掘 LF 包含的信号强度与传播距离间的关系.文献

[3] 在 Youssef 法的基础上提出了一种基于  $c$ -means 的 LF 聚类方法,该方法使用信号强度平均值计算失真度,未能充分反映出实际环境中干扰因素对于信号强度采样的影响,同时,  $c$ -means 属于一种硬划分技术,对于类边界节点的聚类效果较差.文献 [5] 提出了一种基于高斯混合模型的 LF 聚类算法,利用接收信号强度的概率分布特性对 LF 进行聚类,从而降低了噪声给聚类带来的影响,但是模型参数的确定存在一定难度,同时统计分布结果受采样次数影响较大.

基于以上分析,本文提出了一种针对 LF 的模糊核  $c$ -means (FKC) 聚类算法.根据 LF 的数据特征将其归结为一种服从正态分布的区间值数据,通过区间中值和大小确定的正态分布函数对 LF 进行二次特征提取,并将其映射为高维特征空间中的一点.最后采

收稿日期: 2011-01-24; 修回日期: 2011-04-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51077015); 黑龙江省自然科学基金项目(E200914).

作者简介: 李方(1979-),男,博士生,从事网络与电气智能化技术、无线网络及其应用技术的研究; 佟为明(1964-),男,教授,博士生导师,从事电气智能化理论与技术、工业网络控制系统等研究.

用基于核方法的模糊  $c$ -means 算法对二次特征提取后的 LF 聚类. 通过 ZigBee 无线模块搭建的定位实验表明, 该方法对于 LF 的分类效果明显好于基于信号强度平均值的  $c$ -means 聚类, 在保证定位精度的前提下能有效降低定位的计算量.

## 2 基于正态分布的位置指纹二次特征提取

### 2.1 位置指纹的数据特征

无线信号的多径效应、建筑物和人体对于信号的吸收作用、不同无线通信协议下的信道共存问题以及无线收发器的量化误差造成对接入点信号强度采样生成的 LF 并不是一个精确的数值, 而是在一个强度范围内变化. 图 1 给出了 ZigBee 接收节点在固定位置对发送节点信号强度采样的直方图. 从图 1 中可以看出, 采样值并非固定不变, 而是在一个区间范围内波动.

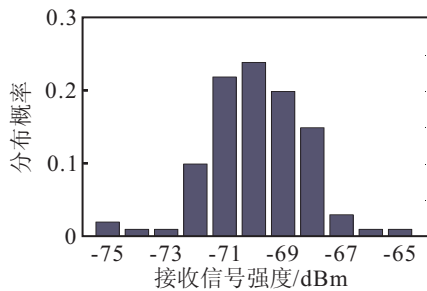


图 1 接收信号强度概率分布特性

在大多数情况下, 对信号强度采样形成的 LF 多为不精确的, 其值波动的区间范围越大表示 LF 信息越不精确, 这也造成了 LF 大都不能表示为一个实矢量. 同时, 无线收发器对于信号强度采样的量化结果使 LF 表现为一个离散的整数序列. 这些特有的数据特征使得无法利用传统的基于  $c$ -means 的聚类算法对其进行分类, 因此, 需要对 LF 进行二次特征的提取.

### 2.2 位置指纹的正态分布表示方法

一些学者对接收信号强度的分布特性进行了深入研究<sup>[5-7]</sup>, 认为可以用正态分布近似描述其概率分布. 本文认为这种观点是比较合理的. 例如, 在一次测量中得到的 LF 变化区间为  $[x^-, x^+]$ , 初步判断在该位置可以测量到的信号强度值应该在  $x^-$  和  $x^+$  之间. 但是各信号强度值在区间内部的分布状况如何? 在该位置最有可能测量到哪个信号强度值? 区间之外的信号强度值是否也会在该位置被测量到? 一种直观的解释是区间中值  $\hat{x}$  是该位置处最有可能被测量到的信号强度值, 其他信号强度值被测量到的可能性也随着与中值的距离变大而降低. 以此为出发点, 本文给出了一种基于正态分布的 LF 二次特征提取方法.

设定位区域内共有  $n$  个采样位置, 在采样位置  $i$  ( $1 \leq i \leq n$ ) 对接入点信号强度采样生成的 LF 是一个

区间值数据, 记为  $\overline{\mathbf{rss}}_i = [x_i^-, x_i^+]$ . 区间中值  $\hat{x}_i$  和大小  $\hat{x}_i$  分别为

$$\hat{x}_i = \frac{x_i^- + x_i^+}{2}, \quad \hat{x}_i = x_i^+ - x_i^-. \quad (1)$$

由于无线收发器对信号强度采样的量化结果使得  $\overline{\mathbf{rss}}_i$  表现为一个离散的整数序列, 可对其进行如下映射:  $\overline{\mathbf{rss}}_i \in \mathbf{R}^{m_i} \rightarrow \mathbf{rss}_i \in \mathbf{R}^m$ . 其中:  $m = \max(\hat{x}_i) + 1$ ,  $m_i = \hat{x}_i + 1$ .

1) 若  $m_i = m$ , 则有

$$\begin{aligned} \overline{\mathbf{rss}}_i &= [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m_i}] \rightarrow \\ \mathbf{rss}_i &= [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m}], \end{aligned} \quad (2)$$

其中  $x_{i,1} = x_i^-$ ,  $x_{i,m} = x_i^+$ , 且  $x_{i,m} - x_{i,m-1} = 1$ .

2) 若  $m_i < m$ , 则有

$$\begin{aligned} \overline{\mathbf{rss}}_i &= [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m_i}] \rightarrow \\ \mathbf{rss}_i &= [x_{i,s_l}^-, \dots, x_{i,1}^-, x_{i,1}, \dots, x_{i,m_i}, x_{i,1}^+, \dots, x_{i,s_r}^+]. \end{aligned} \quad (3)$$

其中: 若  $m - m_i$  为偶数, 则  $s_l = s_r = (m - m_i)/2$ ; 否则, 有

$$s_l = \left\lceil \frac{m - m_i}{2} \right\rceil + 1, \quad s_r = \left\lfloor \frac{m - m_i}{2} \right\rfloor,$$

且  $x_{i,s_l-1}^- - x_{i,s_l}^- = 1$ ,  $x_{i,s_r+1}^+ - x_{i,s_r}^+ = 1$ .

经过以上变换, 将  $\overline{\mathbf{rss}}_i$  映射为  $\mathbf{R}^m$  空间中的一点  $\mathbf{rss}_i$ . 可以看出, 在位置  $i$  采集到  $\mathbf{rss}_i$  的  $m$  个特征分量的概率是不同的, 越靠近区间边缘的特征分量被采集到的概率越低. 因此, 各特征分量对于计算  $\mathbf{rss}_i$  之间相似度的贡献也是不同的, 需要分别对各特征分量加权.  $\mathbf{rss}_i$  第  $k$  个特征分量的权重  $w_{i,k}$  可以通过计算其在  $\overline{\mathbf{rss}}_i$  上的分布概率获得, 即

$$w_{i,k} = \int_{-\infty}^{x_{i,k}} \varphi_{\overline{\mathbf{rss}}_i}(z) dz, \quad (4)$$

其中  $\varphi_{\overline{\mathbf{rss}}_i}(z)$  为服从正态分布的  $\overline{\mathbf{rss}}_i$  的概率密度函数, 且满足  $\mu_i = E(\varphi_{\overline{\mathbf{rss}}_i}(z)) = \hat{x}_i$ ,  $\sigma_i^2 = D(\varphi_{\overline{\mathbf{rss}}_i}(z)) = (\hat{x}_i/2)^2$ . 加权后的  $\mathbf{rss}_i$  可以表示为

$$\mathbf{rss}'_i = [w_{i,1}x_{i,1}, w_{i,2}x_{i,2}, \dots, w_{i,m}x_{i,m}]. \quad (5)$$

如果在定位区域内可采集到  $l$  个接入点的无线信号, 则在采样位置  $i$  生成的 LF 为

$$\mathbf{RSS}_i = [\mathbf{rss}'_{i,1}, \mathbf{rss}'_{i,2}, \dots, \mathbf{rss}'_{i,l}]. \quad (6)$$

## 3 基于二次特征提取的位置指纹模糊核 $c$ -means 聚类

传统  $c$ -means 算法对于非超球体类型数据聚类效果较差, 为此部分学者<sup>[8-11]</sup> 在将核方法应用于聚类算法方面进行了大量工作. 通过选择适当的核函数将数据非线性映射到高维特征空间中可增加其线性可分性, 在对接入点信号强度进行采样的过程中, 采样值会受到各种干扰因素影响, 基于  $c$ -means 的聚类算法对其分类效果较差. 因此, 本文在对 LF 二次特征提

取的基础上利用 FK 对其进行聚类。

### 3.1 聚类算法实现原理

设定位区域内共有  $n$  个采样位置和  $l$  个接入点。在采样位置  $i$  ( $1 \leq i \leq n$ ) 形成的 LF 可由式 (6) 表示, 其中  $\mathbf{rss}'_{i,l}$  表示接入点  $l$  在该位置的 LF。采用核方法将  $\mathbf{RSS}_i$  向高维特征空间映射, 并在该特征空间中对映射  $\phi(\mathbf{RSS}_i)$  进行类数为  $c$  的模糊聚类, 聚类的目标函数定义为

$$J_m(\phi(\mathbf{RSS}_i); U, \phi(P)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c (u_{ij})^m (d_{ij})^2. \quad (7)$$

其中:  $u_{ij}$  为  $\phi(\mathbf{RSS}_i)$  对于第  $j$  类 ( $1 \leq j \leq c$ ) 的隶属度, 并由其构成隶属度矩阵  $U = [u_{ij}]_{n \times c}$ ;  $m$  为平滑参数;  $\phi(p_j)$  为各类的聚类原型矢量在特征空间中的映射;  $d_{ij}$  为  $\phi(\mathbf{RSS}_i)$  与  $\phi(p_j)$  间的相似度。若用  $K$  表示满足 Mercer 条件的核函数, 且  $K_{v_i, v_j} = K(v_i, v_j)$ , 则使用欧几里德距离计算的相似度可表示为

$$(d_{ij})^2 = \|\phi(\mathbf{RSS}_i) - \phi(p_j)\|^2 = K_{\mathbf{RSS}_i, \mathbf{RSS}_i} - 2K_{\mathbf{RSS}_i, p_j} + K_{p_j, p_j}. \quad (8)$$

由式 (7) 可求得  $p_j$  在特征空间中的映射为

$$\phi(p_j) = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{ij})^m \phi(\mathbf{RSS}_i)}{\sum_{i=1}^n (u_{ij})^m}. \quad (9)$$

同时, 对式 (7) 的求解实际上是在等式约束条件  $\sum_{j=1}^c (u_{ij}) = 1$  下的最优化问题, 求得隶属度为

$$u_{ij} = \left[ \sum_{s=1}^c \frac{(d_{is})^2}{(d_{is})^2} \right]^{-\frac{1}{m-1}}, \quad (10)$$

其中  $(d_{is})^2 = K_{\mathbf{RSS}_i, \mathbf{RSS}_i} - 2K_{\mathbf{RSS}_i, p_s} + K_{p_s, p_s}$ , 且满足若  $\forall s \neq j, u_{is} = 0, \exists i, j$  使得  $(d_{ij})^2 = 0$ , 则有  $u_{ij} = 1$ 。对于第  $t+1$  次迭代,  $K_{\mathbf{RSS}_i, p_j^{(t+1)}}$  和  $K_{p_j^{(t+1)}, p_j^{(t+1)}}$  的更新可由以下两式完成:

$$K_{\mathbf{RSS}_i, p_j^{(t+1)}} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{kj}^{(t)})^m K_{\mathbf{RSS}_k, \mathbf{RSS}_i}}{\sum_{k=1}^n (u_{kj}^{(t)})^m}, \quad (11)$$

$$K_{p_j^{(t+1)}, p_j^{(t+1)}} = \frac{\sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n (u_{kj}^{(t)} u_{ij}^{(t)})^m K_{\mathbf{RSS}_k, \mathbf{RSS}_i}}{\left[ \sum_{k=1}^n (u_{kj}^{(t)})^m \right]^2}. \quad (12)$$

相邻两次迭代聚类原型矢量间的距离为

$$e = \sum_{j=1}^c \phi(p_j^{(t+1)}) \phi(p_j^{(t+1)}) - 2\phi(p_j^{(t+1)}) \phi(p_j^{(t)}) + \phi(p_j^{(t)}) \phi(p_j^{(t)}) =$$

$$\sum_{j=1}^c K_{p_j^{(t+1)}, p_j^{(t+1)}} + K_{p_j^{(t)}, p_j^{(t)}} - 2 \times \frac{\sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n (u_{kj}^{(t-1)} u_{ij}^{(t)})^m K_{\mathbf{RSS}_k, \mathbf{RSS}_i}}{\sum_{i=1}^n (u_{ij}^{(t)})^m \sum_{k=1}^n (u_{kj}^{(t-1)})^m}. \quad (13)$$

### 3.2 聚类算法迭代步骤

Step 1: 利用本文提出的 LF 二次特征提取方法生成  $\mathbf{RSS}_i = [\mathbf{rss}'_{i,1}, \mathbf{rss}'_{i,2}, \dots, \mathbf{rss}'_{i,l}]$ 。

Step 2: 初始化各聚类参数:

- 1) 设置聚类数  $c, 2 \leq c \leq n$ ;
- 2) 选取聚类原型矢量  $p_j = \text{random}(\mathbf{RSS}_i), 1 \leq j \leq c, 1 \leq i \leq n$ ;
- 3) 设置迭代停止条件  $\varepsilon$ ;
- 4) 选择核函数。

Step 3: 计算隶属度矩阵  $U^{(t)}$ 。

Step 4: 更新聚类原型矢量  $p_j^{(t+1)}$ 。

Step 5: 迭代停止条件验证。

If  $e < \varepsilon$

$u_{ij}^{(t+1)}$  为  $\mathbf{RSS}_i$  对于第  $j$  类的隶属度。

Else

转向 Step 3。

## 4 实验与结果分析

### 4.1 实验平台

实验使用的 ZigBee 无线收发节点为 Microchip 公司开发的 PICDEM Z 套件, 支持 2.4 GHz 下的 IEEE 802.15.4 协议。实验在面积为  $30 \text{ m} \times 25 \text{ m}$  的大厅内进行, 场地轮廓如图 2 所示。场地内共布置 4 个发射节点 ( $\text{AP}_1, \text{AP}_2, \text{AP}_3$  和  $\text{AP}_4$ ), 安装高度为 2 m, 信号均可覆盖整个定位区域。图 2 中 80 个实心圆代表采样位置, 相邻行与列的采样位置间距为 2 m, 采样高度为 1 m, 采样路线由图 2 中箭头标出。

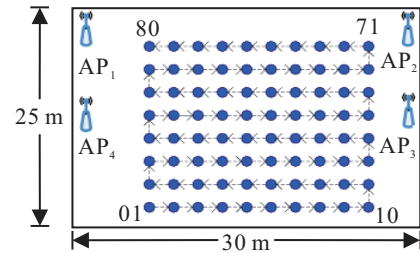


图 2 实验场地轮廓示意图

### 4.2 聚类结果分析

为了验证聚类算法的有效性, 在图 2 所示的实验场地中采集两组各 80 个信号强度值。两组信号强度值分别来自对发射节点组 1 ( $\text{AP}_1, \text{AP}_2$  和  $\text{AP}_3$ ) 和组 2 ( $\text{AP}_1, \text{AP}_2, \text{AP}_3$  和  $\text{AP}_4$ ) 信号的采样。

图 3(a) 和图 4(a) 分别为 FKC 算法对发射节点组 1 和组 2 的 80 个 LF 聚为 3 类和 4 类的结果, LF 由本文提出的二次特征提取方法获得. 聚类使用 Gauss 径向基核函数, 核参数  $\sigma^2 = 50$ , 平滑参数  $m = 2$ , 迭代停止条件为  $\epsilon = 10^{-5}$ . 可以看出, 两次聚类分别将 80 个 LF 分为 3 类和 4 类, 并且类与类之间的边界位置几乎没有出现 LF 的交叉现象. 实验中发射节点的安装位置分布在定位区域四周, 相同类中的 LF 也可以反映出对应的采样位置与各发射节点位置间的距离关系. 作为比较, 本文还实现了另外 2 种 LF 生成方法下的 *c*-means 聚类, 分别称为聚类 1 和聚类 2. 聚类 1 也将信号强度采样值看作区间值数据类型, 但 LF 由区间中值和区间大小构成的二维向量表示. 聚类 2 中的 LF 由信号强度采样值的平均表示. 其聚类结果分别如图 3 和图 4 所示.

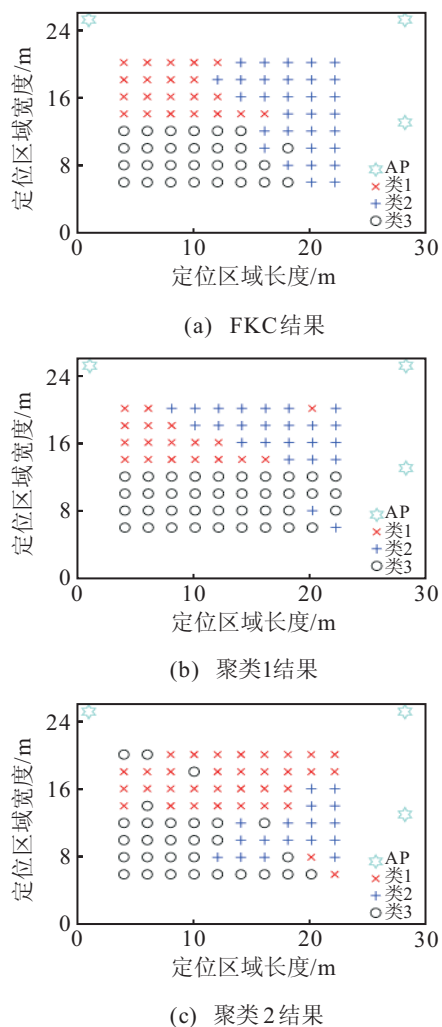


图 3 对组 1 发射节点 LF 聚为 3 类的结果

聚类 1 使用的 LF 由信号强度的区间中值和大小生成, 因此, 可以在一定程度上反映出干扰和测量误差等因素引起的采样值的不确定性, 聚类效果较好. 但该方法生成的 LF 无法反映信号强度的概率分布特性, 同时 *c*-means 算法作为一种硬划分技术对类边界

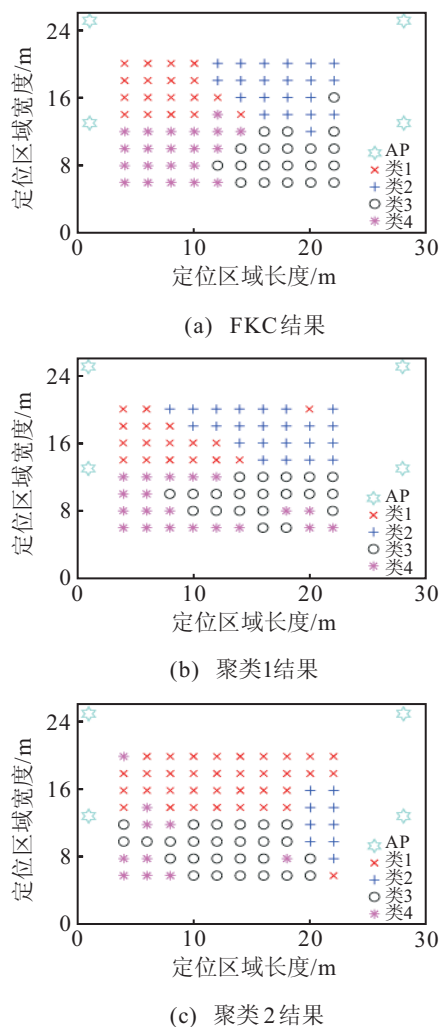


图 4 对组 2 发射节点 LF 聚为 4 类的结果

节点的处理性能较差, 造成类与类之间存在一定的 LF 交叉现象. 聚类 2 使用的 LF 仅由信号强度的平均值构成, 无法利用信号强度概率分布特征等有助于 LF 聚类的信息, 因此聚类效果最差.

### 4.3 定位结果分析

为了验证 LF 聚类前后定位精度和时间的变化, 在定位区域重新选择的 48 个位置上对发射节点组 1 的信号强度进行采样并生成 LF. 分别对得到的 48 个 LF 实现贝叶斯推理法定位 (方法 1), 基于 FKC 聚类的贝叶斯推理法定位 (方法 2), 基于区间值数据 *c*-means 聚类的贝叶斯推理法定位 (方法 3) 和基于信号强度平均值 *c*-means 聚类的贝叶斯推理法定位 (方法 4). 图 5 给出了 4 种方法在不同定位误差下的定位结果变化情况. 由图可见, 本文提出的方法 2 在定位精度上好于方法 3 和方法 4, 接近 80% 的测试位置定位误差控制在 2m 左右. 由于方法 2 使用的 LF 是对信号强度区间值采用基于正态分布的二次特征提取获得, 能更好地反映信号强度的概率分布特性. 聚类不仅考虑了 LF 的相似性, 也考虑了实际环境中干扰因素对于信号强度采样的影响. 同时, 方法 2 采用模糊划分对

类边界LF进行处理,可以得到其对于各个类的隶属度.因此,在定位阶段可以分别将其置于不同类中处理,从而提高了位置估计的准确度.虽然方法2在定位精度方面稍差于方法1,但聚类对于减少定位计算时间的作用是显而易见的.对LF聚类的主要目的是将在全部采样位置形成的LF数据集分成若干小的子集,并将未知位置处形成的LF归入某一子集内进行匹配,以减小实时定位阶段算法的计算量.

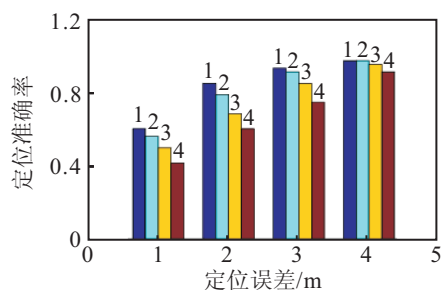


图5 4种方法在不同定位误差条件下的准确率

设定区域内采样位置数为 $n$ ,聚类类数为 $c$ ,聚类后类内采样位置数为 $n_c$ ,接入点个数为 $m$ ,计算单个接入点信号强度值在某一采样位置分布概率的时间为 $T_p$ .方法1计算LF在全部采样位置分布概率的时间 $T_1 = nmT_p$ ,时间复杂度为 $O(T_1) = O(nm)$ .完成LF匹配的时间复杂度为 $O(n-1)$ ,总时间复杂度为 $O(nm)$ .本文提出的方法2计算LF与各类中心距离的时间复杂度为 $O(c)$ ,计算LF在类内各采样位置分布概率的时间 $T_2 = n_cmT_p$ ,时间复杂度为 $O(T_2) = O(n_cm)$ .完成LF匹配的时间复杂度为 $O(n_c-1)$ ,总时间复杂度为 $O(n_cm)$ .可见,方法2和方法1计算时间复杂度之比约为 $n_c/n$ .通常情况下,聚类后类内与定位区域内采样位置数量之间的关系为 $n_c = (0.25 \sim 0.4)n$ .实验中,方法1完成全部48个测试位置定位花费的时间(3.65 s)约为方法2(1.41 s)的2.5倍,而在定位精度上的提高却不明显.当定位区域内采样位置的数量增加时,方法1在定位计算上消耗的时间会多于方法2.由此可见,聚类技术是减少基于LF定位方法计算时间、提高定位速度的有效途径.

## 5 结论

本文通过模糊核聚类技术对LF进行分类,以此达到降低定位计算量和时间的目的.针对实际环境中噪声干扰及测量误差等因素引起的LF通常无法表示为一个实矢量的问题,本文将LF归结为一种服从正态分布的区间值数据,利用区间中值和大小确定的正态分布函数将其映射为特征空间中的一点,并在该特征空间中采用基于核方法的模糊 $c$ -means算法对其进行聚类.

通过ZigBee无线节点建立的LF聚类实验表明,与基于信号强度平均值的 $c$ -means聚类相比,由于采

用模糊聚类思想,该方法对于类边界LF的分类效果更好.同时,二次特征提取后的LF能更好地反映信号强度的概率分布特性,使LF的分类结果更加符合采样位置与发射节点位置间的距离关系.在LF聚类基础上的定位实验表明,该方法能够在保证定位精度不受较大影响的前提下,显著降低定位计算时间,从而降低节点的电能消耗.

## 参考文献(References)

- [1] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: An in-building RF-based location and tracking system[C]. Proc of the IEEE Infocom. Israel: IEEE Press, 2000: 775-784.
- [2] Peng Y G, Li Y L, Lu Z C, et al. Method for saving energy in Zigbee network[C]. The 5th Int Conf on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Beijing: IEEE Press, 2009: 1-3.
- [3] Chen Y Q, Yang Q, Yin J, et al. Power-efficient access-point selection for indoor location estimation[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2006, 18(7): 877-888.
- [4] Youssef M, Agrawala A. Location-clustering techniques for energy-efficient WLAN location determination systems[J]. Int J of Computers and Applications, 2006, 28(3): 278-283.
- [5] Zhang M H, Zhang S S, Cao J. Probability-based clustering and its application to WLAN location estimation[J]. J of Shanghai Jiaotong University, 2008, 13(5): 547-552.
- [6] Ladd A M, Bekris K E, Rudys A, et al. Robotics-based location sensing using wireless ethernet[C]. Proc of the 8th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. Atlanta: Association for Computing Machinery, 2002: 227-238.
- [7] Kaemarungsi K, Krishnamurthy P. Properties of indoor received signal strength for WLAN location fingerprinting[C]. Proc of 1st Annual Int Conf on Mobile and Ubiquitous Systems: Networking and Services. Boston: IEEE Press, 2004: 14-23.
- [8] 张莉,周伟达,焦李成.核聚类算法[J].计算机学报, 2002, 25(6): 587-590.  
(Zhang L, Zhou W D, Jiao L C. Kernel clustering algorithm[J]. Chinese J of Computers, 2002, 25(6): 587-590.)
- [9] 伍忠东,高新波,谢维信.基于核方法的模糊聚类算法[J].西安电子科技大学学报, 2004, 31(4): 533-537.  
(Wu Z D, Gao X B, Xie W X. A study of a new fuzzy clustering algorithm based on the kernel method[J]. J of Xidian University, 2004, 31(4): 533-537.)