

# 基于多维模糊映射 AP 优化的 WLAN 室内定位方法

杨小龙<sup>1,2</sup>, 李欣玥<sup>1,2</sup>, 周 牧<sup>1,2</sup>, 王 勇<sup>1,2</sup>, 何 维<sup>1,2</sup>

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室, 重庆 400065)

**摘 要:** 室内定位技术在多领域有着重要的应用, 而传统的无线局域网(Wireless Local Area Network, WLAN)指纹定位方法通常很少考虑 WLAN 接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)特征的多样性以及来自不同接入点(Access Point, AP)的 RSS 特征位置分辨力的差异性, 从而导致 WLAN 定位精度不高且定位效率较低. 对此, 本文提出一种基于多维模糊映射 AP 优化的 WLAN 室内定位方法. 在离线阶段通过多次采集 RSS 数据提取多维 RSS 特征, 计算 AP 信息增益比及相应的离线模糊隶属度, 并利用模糊关系方程求解多维 RSS 特征模糊权重; 而在在线阶段, 则通过多维模糊映射构造模糊判定矩阵并计算 AP 在线模糊隶属度, 同时结合 K 近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)算法完成对目标的位置坐标计算. 实验结果表明, 相较于传统的 AP 优化定位方法, 所提方法在线阶段的定位计算开销最高减少了 4.12 s, 定位误差 4 m 内的置信概率为 91.91%.

**关键词:** WLAN 室内定位; AP 优化; 多维模糊映射; 信息增益比; 模糊隶属度

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2022)08-1875-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20201457

## Multi-Dimensional Fuzzy Mapping for AP Optimization Based WLAN Indoor Localization

YANG Xiao-long<sup>1,2</sup>, LI Xin-yue<sup>1,2</sup>, ZHOU Mu<sup>1,2</sup>, WANG Yong<sup>1,2</sup>, HE Wei<sup>1,2</sup>

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** The indoor localization technology has important applications in many fields, while traditional wireless local area network(WLAN) fingerprint-based localization methods usually rarely consider both the diversity of WLAN received signal strength(RSS) features and the difference of the position resolution of RSS features from different access points(APs), which results in the low localization accuracy and efficiency. To address this problem, this paper proposes a WLAN indoor localization method based on the multi-dimensional fuzzy mapping for the AP optimization. Specifically, in the offline phase, the information gain ratio of the AP and the corresponding offline fuzzy membership degree are calculated according to the multi-dimensional RSS features which are extracted many times, and meanwhile the fuzzy relationship equation is utilized to solve out fuzzy weights of multi-dimensional RSS features. In the online phase, the fuzzy decision matrix is constructed by the multi-dimensional fuzzy mapping to calculate the online fuzzy membership degree of the AP, and then the target location estimation is realized by combining with the K-nearest neighbor(KNN) algorithm. Experimental results show that compared with the traditional AP optimization based localization methods, the localization calculation overhead in the online stage of the proposed method is reduced by up to 4.12 s, and the confidence probability of the positioning error within 4 meters is 91.91%.

**Key words:** WLAN indoor localization; access point optimization; multi-dimensional fuzzy mapping; information gain ratio; fuzzy membership degree

## 1 引言

随着物联网技术的蓬勃发展和各种移动智能设备的广泛应用,基于位置的服务(Location-Based Service, LBS)在各种日常活动中提供着越来越多的便捷,如人员导航指引、仓储位置管理和灾害应急救援等.因此,如何保证LBS的可靠性和便捷性已成为近年来国内外相关研究人员关注的焦点.然而,在实际的室内环境中,由于存在墙体、家具等障碍物遮挡和复杂的人员干扰,室内无线信号在传播过程中一般会受到严重的信号强度衰减和多径效应影响,从而限制了室内定位技术的发展.当下,较为典型的室内位置估计技术有超宽带(Ultra Wide Band, UWB)<sup>[1]</sup>、红外(Infrared Ray, IR)<sup>[2]</sup>、射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)<sup>[3]</sup>、蓝牙(Bluetooth)<sup>[4]</sup>、超声波(Ultrasonic Wave, UW)<sup>[5]</sup>、ZigBee<sup>[6]</sup>、可见光<sup>[7]</sup>和无线局域网(Wireless Local Area Network, WLAN)<sup>[8]</sup>室内位置估计技术.然而,上述技术大多需要额外的硬件设备以及较大的系统部署开销,从而导致其难以得到广泛的推广应用.相较而言,WLAN室内定位技术因其具有易部署、成本低和通信覆盖范围广等特点<sup>[9]</sup>,已逐步成为室内位置估计技术发展的重要趋势.

在无需特殊硬件要求(如利用半波长间隔的阵列天线来实现基于信道状态信息(Channel State Information, CSI)的超分辨角度估计<sup>[10]</sup>)的条件下,WLAN室内定位方法主要有传播模型法和位置指纹法.前者通过信号传播模型刻画接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)与信号传播距离之间的关系,并基于目标所在场景中位置已知的WLAN接入点(Access Point, AP)和利用如近似三角内点检验(Approximate Point-in-triangulation Test, APIT)<sup>[11]</sup>等几何位置坐标估算方法来完成移动终端的位置分析,但由于在遮挡物较多的室内环境中信号传播通常存在非视距(Non-Line-Of-Sight, NLOS)的情况<sup>[12]</sup>,所以如何建立能够准确描述室内RSS信号特征的信号传播模型是一个非常复杂的问题<sup>[13]</sup>.相对而言,位置指纹法无需构造信号传播模型,其主要包含离线和在线两个过程.在离线阶段,通常需要在目标环境中提前标记多个位置已知的参考点(Reference Point, RP),并提取这些RP处来自不同AP的接收信号特征,进而利用这些RSS特征及对应的RP位置构建离线位置坐标数据库;而在在线阶段,则将目标处提取的当前测量的接收信号特征与离线位置坐标数据库进行比对,并利用如K近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)<sup>[14]</sup>等邻近匹配算法来估计目标位置<sup>[15]</sup>.

近年来,国内外学者关于WLAN室内定位方法的研究有了进一步发展.如文献[16]提出了一种用于WLAN室内定位的T检验样本容量优化方法,其利用操

作特征(Operating Characteristics, OC)函数来分析定位性能与RSS样本容量之间的关系,以降低位置指纹数据的采集开销;文献[17]利用动态区域划分机制来构建用于WLAN室内定位的基于相对RSS特征的快速位置指纹数据库.上述两种方法虽能有效降低位置坐标数据库的建库成本,但没有考虑来自不同AP的RSS特征位置分辨力的差异性,从而导致定位精度不高且定位效率较低.为此,考虑室内RSS特征的多样性和噪声的随机性问题,文献[18]利用模糊隶属函数计算RSS标准差,虽然该方法在一定程度上表征了信号分布的特点,但得到的RSS特征难以有效反映室内环境中信号变化的复杂性和多样性.此外,文献[19]提出了Max-lifd协作定位方法,其通过联合最大似然估计融合离线指纹和指纹间互距离先验信息,同时结合半定规划(Semi-Definite Program, SDP)方法对目标进行定位,然而,该方法仅选择单一类型的RSS特征用于定位且在线阶段的计算开销较大,故在实际应用中受到一定限制.

对上述问题,本文提出一种基于多维模糊映射AP优化的WLAN室内定位方法,如图1所示.具体而言,考虑选择具有较差位置分辨力的RSS特征和单一类型RSS特征用于定位会导致定位精度和效率的下降,本文方法在离线阶段提取多维RSS特征以计算AP信息增益比及相应的离线模糊隶属度,并利用模糊关系方程求解多维RSS特征模糊权重;而在在线阶段,则通过多维模糊映射构造模糊判定矩阵并计算AP在线模糊隶属度,同时结合KNN算法完成对目标的位置坐标估算.

## 2 离线阶段

### 2.1 AP信息增益比计算

首先,假设离线阶段目标环境中存在 $n$ 个AP和 $m$ 个RP,对于 $n$ 个AP发射信号,在 $m$ 个RP处进行多次信号采集以得到RSS强度数据集.RSS序列表示为 $\mathbf{RSS}_1, \dots, \mathbf{RSS}_j, \dots, \mathbf{RSS}_m$ ,其中, $\mathbf{RSS}_j$ 表示在第 $j(j=1, 2, \dots, m)$ 个RP处测量到的来源于 $n$ 个AP的信号数据序列, $\mathbf{RSS}_j = (rss_{1j}, rss_{2j}, \dots, rss_{nj})$ , $rss_{ij}$ 表示在第 $j$ 个RP处测量的来源于 $i(i=1, 2, \dots, n)$ 个AP的信号强度.基于此,可构造RSS集合:

$$\mathbf{RSS} = \begin{bmatrix} rss_{11} & rss_{12} & \cdots & rss_{1m} \\ rss_{21} & rss_{22} & \cdots & rss_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ rss_{n1} & rss_{n2} & \cdots & rss_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

令 $\mathbf{F}_{\text{rss}} = (rss_{ij}^1, rss_{ij}^2, \dots, rss_{ij}^{\chi})$ 表示关于RSS的特征集合,其中, $rss_{ij}^s(s=1, 2, \dots, \chi)$ 表示在第 $j$ 个RP处检测到来源于第 $i$ 个AP的第 $s$ 个RSS特征.为了有效反映目

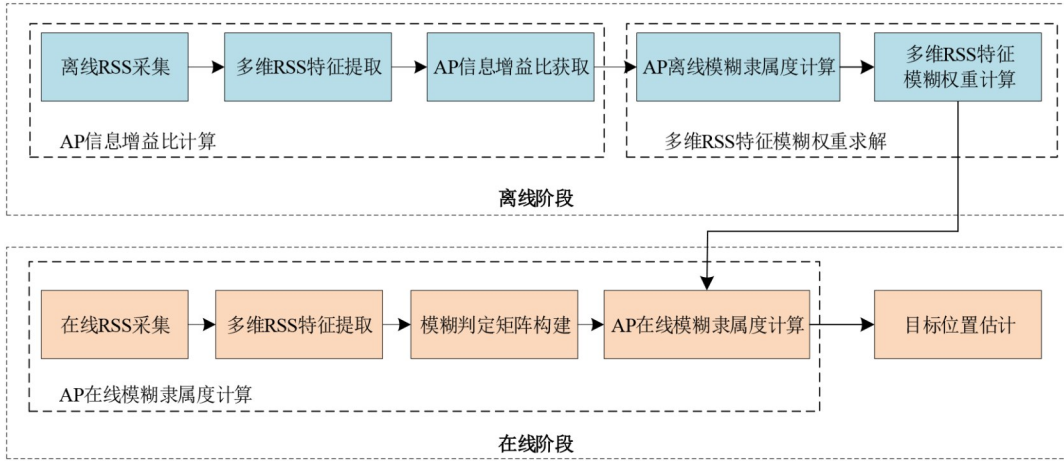


图1 系统流程图

标环境中人员走动、随机噪声、设备运行变化等因素对采集 RSS 的影响,本文选取 RSS 均值、RSS 方差、RSS 最大值、RSS 最小值、RSS 最值差、RSS 中值、最大概率 RSS 和 RSS 过均值概率<sup>[20]</sup>作为 RSS 特征<sup>[15]</sup>. 此外,利用式(2)构造离线 RSS 特征矩阵  $\mathbf{Z}^{\text{off}} = [\mathbf{z}_1^{\text{off}} \ \mathbf{z}_2^{\text{off}} \ \dots \ \mathbf{z}_\chi^{\text{off}}]^T$ , 其中,  $\mathbf{z}_s^{\text{off}} = (z_{s1}^{\text{off}}, z_{s2}^{\text{off}}, \dots, z_{sn}^{\text{off}})$  ( $s = 1, 2, \dots, \chi$ ) 表示第  $s$  个离线 RSS 特征,  $z_{st}^{\text{off}}$  表示在全体 RP 处关于第  $i$  个 AP 的第  $s$  个离线 RSS 特征的期望,即  $z_{st}^{\text{off}} = \sum_{j=1}^m \text{rss}_{ij}^s / m$ .

$$\mathbf{Z}^{\text{off}} = [\mathbf{z}_1^{\text{off}} \ \dots \ \mathbf{z}_\chi^{\text{off}}]^T = \begin{bmatrix} z_{11}^{\text{off}} & z_{12}^{\text{off}} & \dots & z_{1n}^{\text{off}} \\ z_{21}^{\text{off}} & z_{22}^{\text{off}} & \dots & z_{2n}^{\text{off}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{\chi 1}^{\text{off}} & z_{\chi 2}^{\text{off}} & \dots & z_{\chi n}^{\text{off}} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其次,根据  $\mathbf{Z}^{\text{off}}$  将全体参考点 RP 划分为  $U$  个子集  $C_{1i}, \dots, C_{ui}$ , 其中,  $C_{ui}$  ( $u = 1, \dots, U$ ) 中的 RP 具有相同的来自第  $i$  个 AP 的某个离线 RSS 特征,同时,基于  $\mathbf{z}_s^{\text{off}}$  将参考点集合划分为  $V$  个子集  $D_{1i}^s, \dots, D_{Vi}^s$ , 其中,  $D_{vi}^s$  ( $v = 1, \dots, V$ ) 表示关于第  $i$  个 AP 具有相同的第  $s$  个离线 RSS 特征的 RP 集合<sup>[15]</sup>. 基于此,由式(3)估算目标所在场景中全体参考点分布的不确定度:

$$H(P) = - \sum_{j=1}^m p_j \log_2 p_j = \log_2 m \quad (3)$$

其中,  $p_j$  ( $p_j = 1/m$ ) 表示第  $j$  个 RP 的先验概率.

再次,根据  $\mathbf{Z}^{\text{off}}$  估算目标所在场景中全体参考点关于第  $i$  个 AP 的不确定度,如式(4)所示:

$$H(P|AP_i) = - \sum_{v=1}^V \sum_{s=1}^{\chi} \frac{|D_{vi}^s|}{m} H(D_{vi}^s) \quad (4)$$

其中,  $|D_{vi}^s|$  表示  $D_{vi}^s$  中参考点的数量,  $H(D_{vi}^s) =$

$\sum_{u=1}^U \frac{|D_{uvi}^s|}{|D_{vi}^s|} \log_2 \frac{|D_{uvi}^s|}{|D_{vi}^s|}$  表示  $D_{vi}^s$  中 RP 的不确定度,  $D_{uvi}^s = D_{vi}^s \cap C_{ui}$ . 同时,根据  $\mathbf{z}_s^{\text{off}}$  计算目标所在场景中全体参考点关于第  $i$  个 AP 的第  $s$  个离线接收信号数据特征的不确定度为

$$H(P|AP_i)_s = - \sum_{v=1}^V \frac{|D_{vi}^s|}{m} \log_2 \frac{|D_{vi}^s|}{m} \quad (5)$$

最后,定义第  $i$  个 AP 关于第  $s$  个离线接收信号数据特征的信息增益比为  $\psi_s^i = \frac{H(P) - H(P|AP_i)_s}{H(P|AP_i)_s}$ , 由此可得目标环境中全体 AP 关于  $\chi$  个离线 RSS 特征的信息增益比矩阵为

$$\Phi = [\psi_1 \ \dots \ \psi_\chi]^T = \begin{bmatrix} \psi_1^1 \ \psi_1^2 \ \dots \ \psi_1^n \\ \psi_2^1 \ \psi_2^2 \ \dots \ \psi_2^n \\ \vdots \ \vdots \ \ddots \ \vdots \\ \psi_\chi^1 \ \psi_\chi^2 \ \dots \ \psi_\chi^n \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,  $\psi_s = (\psi_s^1, \dots, \psi_s^n)$  为目标所在场景中全体 AP 对于第  $s$  个离线接收信号数据特征的信息增益比. 此时,  $\psi_s^i$  值越大,表明在已知第  $i$  个 AP 的第  $s$  个离线接收信号数据特征时,目标所在场景中全体参考点分布的确定度提高越多.

### 2.2 多维 RSS 特征模糊权重求解

首先,对  $\Phi$  进行归一化处理,得到 AP 离线模糊隶

属性  $B^{\text{off}} = (b_1^{\text{off}}, \dots, b_n^{\text{off}})$ , 其中,  $b_i^{\text{off}} = \frac{\sum_{s=1}^{\chi} \psi_s^i}{\sum_{i=1}^n \sum_{s=1}^{\chi} \psi_s^i}$  表示第  $i$

个 AP 离线模糊隶属度. 此时,  $b_i^{\text{off}}$  值越大,表明来源于第  $i$  个 AP 的离线接收信号数据特征的位置分辨能力越强.

其次,令  $r_{si}^{\text{off}} = \frac{z_{si}^{\text{off}}}{\sum_{i=1}^n z_{si}^{\text{off}}}$  表示第  $i$  个 AP 关于第  $s$  个离线

RSS 特征的隶属度,可得离线 RSS 特征的模糊关系矩阵为

$$\mathbf{R}^{\text{off}} = \begin{bmatrix} r_{11}^{\text{off}} & r_{12}^{\text{off}} & \cdots & r_{1n}^{\text{off}} \\ r_{21}^{\text{off}} & r_{22}^{\text{off}} & \cdots & r_{2n}^{\text{off}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{\chi 1}^{\text{off}} & r_{\chi 2}^{\text{off}} & \cdots & r_{\chi n}^{\text{off}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

再次,令离线 RSS 特征模糊权重为  $\mathbf{A}^{\text{off}} = (a_1^{\text{off}}, \dots, a_\chi^{\text{off}})$ ,其中,  $a_s^{\text{off}}$  表示第  $s$  个离线 RSS 特征模糊权重,由此可得关于离线 RSS 特征的模糊关系方程<sup>[15]</sup>  $\mathbf{B}^{\text{off}} = \mathbf{A}^{\text{off}} \circ \mathbf{R}^{\text{off}}$ ,即

$$(b_1^{\text{off}}, \dots, b_n^{\text{off}}) = (a_1^{\text{off}}, \dots, a_\chi^{\text{off}}) \circ \begin{bmatrix} r_{11}^{\text{off}} & r_{12}^{\text{off}} & \cdots & r_{1n}^{\text{off}} \\ r_{21}^{\text{off}} & r_{22}^{\text{off}} & \cdots & r_{2n}^{\text{off}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{\chi 1}^{\text{off}} & r_{\chi 2}^{\text{off}} & \cdots & r_{\chi n}^{\text{off}} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,  $b_i^{\text{off}} = \bigvee_{s=1}^{\chi} (a_s^{\text{off}} \wedge r_{si}^{\text{off}}) = \max \left\{ (a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}), \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) \right\}$ ,

$$\begin{aligned} (a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) \vee \cdots \vee (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) &= \max \left\{ (a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}), \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) \right\} \\ &= \max \left\{ (a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}), \dots, (a_{s-1}^{\text{off}} \wedge r_{(s-1)i}^{\text{off}}), b_i^{\text{off}}, (a_{s+1}^{\text{off}} \wedge r_{(s+1)i}^{\text{off}}), \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) \right\} \\ &= b_i^{\text{off}} \end{aligned} \quad (10)$$

于是,方程  $(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) \vee \cdots \vee (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) = b_i^{\text{off}}$  有解且为  $(a_1^{\text{off}}, \dots, a_\chi^{\text{off}})$ ,故充分性得证.

#### (2) 必要条件

为了简化变量表示,令方程  $(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) \vee \cdots \vee (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) = b_i^{\text{off}}$  的解为  $(a_1^{\text{off}}, \dots, a_\chi^{\text{off}})$ ,于是,  $\chi$  个变量  $(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}), \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}})$  中至少有一项等于  $b_i^{\text{off}}$  [不妨令  $(a_s^{\text{off}} \wedge r_{si}^{\text{off}}) = b_i^{\text{off}}$ ], 而其余各项均不大于  $b_i^{\text{off}}$  [即  $(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) \leq b_i^{\text{off}}, \dots, (a_{s-1}^{\text{off}} \wedge r_{(s-1)i}^{\text{off}}) \leq b_i^{\text{off}}, (a_{s+1}^{\text{off}} \wedge r_{(s+1)i}^{\text{off}}) \leq b_i^{\text{off}}, \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) \leq b_i^{\text{off}}$ ]. 否则,至少存在一项 [不失一般性,令该项为  $(a_{s+1}^{\text{off}} \wedge r_{(s+1)i}^{\text{off}})$ ], 使得  $(a_{s+1}^{\text{off}} \wedge r_{(s+1)i}^{\text{off}}) > b_i^{\text{off}}$ , 则有:

$$\begin{aligned} &(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) \vee \cdots \vee (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) \\ &= \max \left\{ (a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}), \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) \right\} \\ &= \max \left\{ (a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}), \dots, (a_{s+1}^{\text{off}} \wedge r_{(s+1)i}^{\text{off}}), \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) \right\} \\ &> b_i^{\text{off}} \end{aligned} \quad (11)$$

显然,式(11)与方程  $(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) \vee \cdots \vee (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) =$

$a_s^{\text{off}} \wedge r_{si}^{\text{off}} = \min(a_s^{\text{off}}, r_{si}^{\text{off}})$ . 于是,式(8)可改写为

$$\begin{cases} (a_1^{\text{off}} \wedge r_{11}^{\text{off}}) \vee \cdots \vee (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi 1}^{\text{off}}) = b_1^{\text{off}} \\ (a_1^{\text{off}} \wedge r_{12}^{\text{off}}) \vee \cdots \vee (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi 2}^{\text{off}}) = b_2^{\text{off}} \\ \vdots \\ (a_1^{\text{off}} \wedge r_{1n}^{\text{off}}) \vee \cdots \vee (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi n}^{\text{off}}) = b_n^{\text{off}} \end{cases} \quad (9)$$

式(9)中第  $i$  个方程  $(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) \vee \cdots \vee (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) = b_i^{\text{off}}$  有解的充要条件为“ $\chi$  个模糊等式  $(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) = b_i^{\text{off}}, \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) = b_i^{\text{off}}$  中至少有一个成立”且“ $\chi$  个模糊不等式  $(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) \leq b_i^{\text{off}}, \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) \leq b_i^{\text{off}}$  同时成立”,证明过程如下.

#### 证明

##### (1) 充分条件

不失一般性,令  $r_{si}^{\text{off}}$  满足  $a_s^{\text{off}} \wedge r_{si}^{\text{off}} = b_i^{\text{off}}$  且  $(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{off}}) \leq b_i^{\text{off}}, \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{off}}) \leq b_i^{\text{off}}$ ,其中,  $r_{si}^{\text{off}}$  表示第  $i$  个 AP 关于第  $s$  个离线 RSS 特征的隶属度,  $a_s^{\text{off}}$  表示第  $s$  个离线 RSS 特征模糊权重,  $b_i^{\text{off}}$  表示第  $i$  个 AP 离线模糊隶属度,则有

$b_i^{\text{off}}$  有解的假设条件矛盾,故必要性得证.

证毕.

基于此,可得上式中第  $i$  个方程的第  $s$  个解为

$$\mathbf{a}_s^i = (b_i^{\text{off}} \hat{e} r_{1i}^{\text{off}}, \dots, b_i^{\text{off}} \hat{e} r_{(s-1)i}^{\text{off}}, b_i^{\text{off}} \hat{e} r_{si}^{\text{off}}, b_i^{\text{off}} \hat{e} r_{(s+1)i}^{\text{off}}, \dots, b_i^{\text{off}} \hat{e} r_{\chi i}^{\text{off}}) \quad (12)$$

其中,

$$b_i^{\text{off}} \hat{e} r_{si}^{\text{off}} = \begin{cases} b_i^{\text{off}} & , r_{si}^{\text{off}} > b_i^{\text{off}} \\ [b_i^{\text{off}}, 1] & , r_{si}^{\text{off}} = b_i^{\text{off}} \\ \emptyset & , r_{si}^{\text{off}} < b_i^{\text{off}} \end{cases} \quad (13)$$

$$b_i^{\text{off}} \hat{e} r_{s'i}^{\text{off}} = \begin{cases} [0, b_i^{\text{off}}] & , r_{s'i}^{\text{off}} > b_i^{\text{off}} \\ [0, 1] & , r_{s'i}^{\text{off}} \leq b_i^{\text{off}} \end{cases} \quad (14)$$

$$s' = 1, \dots, s-1, s+1, \dots, \chi$$

最后,由式(12)可得式(9)中第  $i$  个方程的解为  $\mathbf{A}^{(i)} = \mathbf{a}_1^i \cup \cdots \cup \mathbf{a}_\chi^i$ ,进而得到多维 RSS 特征模糊权重(即式(9)的解)  $\mathbf{A}^{\text{off}} = (a_1^{\text{off}}, \dots, a_\chi^{\text{off}}) = \mathbf{A}^{(1)} \cap \cdots \cap \mathbf{A}^{(n)}$ . 此时,  $a_s^{\text{off}}$  值越大,表示第  $s$  个离线 RSS 特征具有越强的位置分辨力.

### 3 在线阶段

#### 3.1 AP 在线模糊隶属度计算

首先,对于目标环境中部署的  $n$  个 AP 和  $w$  个待定位目标位置,令  $\text{rss}_{i\omega}^s (\omega = 1, \dots, w)$  表示在第  $\omega$  个待定位目标位置处接收到来自第  $i$  个 AP 的第  $s$  个接收信号数据特征,得到式 (15) 所示在线接收信号数据特征矩阵  $\mathbf{Z}^{\text{onli}} = [\mathbf{z}_1^{\text{onli}} \dots \mathbf{z}_\chi^{\text{onli}}]^T$ , 其中,  $\mathbf{z}_s^{\text{onli}} = (z_{s1}^{\text{onli}}, \dots, z_{sn}^{\text{onli}})$  为第  $s$  个在线 RSS 特征,  $z_{si}^{\text{onli}}$  表示在全体待定位目标处关于第  $i$  个 AP 的第  $s$  个在线接收

信号数据特征的均值,即  $z_{si}^{\text{onli}} = \frac{\sum_{\omega=1}^w \text{rss}_{i\omega}^s}{w}$ .

$$\mathbf{Z}^{\text{onli}} = [\mathbf{z}_1^{\text{onli}} \dots \mathbf{z}_\chi^{\text{onli}}]^T = \begin{bmatrix} z_{11}^{\text{onli}} & z_{12}^{\text{onli}} & \dots & z_{1n}^{\text{onli}} \\ z_{21}^{\text{onli}} & z_{22}^{\text{onli}} & \dots & z_{2n}^{\text{onli}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{\chi 1}^{\text{onli}} & z_{\chi 2}^{\text{onli}} & \dots & z_{\chi n}^{\text{onli}} \end{bmatrix} \quad (15)$$

其次,建立式 (16) 所示在线接收信号数据特征矩阵  $\mathbf{Z}^{\text{onli}}$  到 AP 关于在线接收信号数据特征的模糊隶属度集合  $\wp(\mathbf{Q}) = \{r_1^{\text{onli}}, \dots, r_\chi^{\text{onli}}\}$  的多维模糊映射, 其中,  $\mathbf{r}_s^{\text{onli}} = (r_{s1}^{\text{onli}}, \dots, r_{sn}^{\text{onli}})$ ,  $r_{si}^{\text{onli}} = \frac{z_{si}^{\text{onli}}}{\sum_{i=1}^n z_{si}^{\text{onli}}}$  表示第  $i$  个 AP 关于第  $s$  个在线接收信号数据特征的模糊隶属度.

$$\begin{cases} \tilde{f}: \mathbf{Z}^{\text{onli}} \rightarrow \wp(\mathbf{Q}) \\ \mathbf{z}_1^{\text{onli}} \rightarrow \tilde{f}(\mathbf{z}_1^{\text{onli}}) = r_1^{\text{onli}} \\ \mathbf{z}_2^{\text{onli}} \rightarrow \tilde{f}(\mathbf{z}_2^{\text{onli}}) = r_2^{\text{onli}} \\ \vdots \\ \mathbf{z}_\chi^{\text{onli}} \rightarrow \tilde{f}(\mathbf{z}_\chi^{\text{onli}}) = r_\chi^{\text{onli}} \end{cases} \quad (16)$$

由式 (14) 可得在线 RSS 特征的模糊判定矩阵为

$$\mathbf{R}^{\text{onli}} = \begin{bmatrix} r_{11}^{\text{onli}} & r_{12}^{\text{onli}} & \dots & r_{1n}^{\text{onli}} \\ r_{21}^{\text{onli}} & r_{22}^{\text{onli}} & \dots & r_{2n}^{\text{onli}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{\chi 1}^{\text{onli}} & r_{\chi 2}^{\text{onli}} & \dots & r_{\chi n}^{\text{onli}} \end{bmatrix} \quad (17)$$

最后,由于离线过程得到的多维接收信号数据特征模糊权重向量  $\mathbf{A}^{\text{off}}$  能够有效刻画室内信号测量的偶然性和随机性,且离线和在线阶段均针对同一物理环境,于是可根据  $\mathbf{A}^{\text{off}}$  和  $\mathbf{R}^{\text{onli}}$ , 建立关于在线接收信号数据特征的模糊关系方程为

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}^{\text{off}} \circ \mathbf{R}^{\text{onli}} = (a_1^{\text{off}}, a_2^{\text{off}}, \dots, a_\chi^{\text{off}}) \circ \begin{bmatrix} r_{11}^{\text{onli}} & r_{12}^{\text{onli}} & \dots & r_{1n}^{\text{onli}} \\ r_{21}^{\text{onli}} & r_{22}^{\text{onli}} & \dots & r_{2n}^{\text{onli}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{\chi 1}^{\text{onli}} & r_{\chi 2}^{\text{onli}} & \dots & r_{\chi n}^{\text{onli}} \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中,  $\mathbf{B} = (b_1, \dots, b_n)$ ,  $b_i = \bigvee_{s=1}^\chi (a_s^{\text{off}} \wedge r_{si}^{\text{onli}}) = \max\{(a_1^{\text{off}} \wedge r_{1i}^{\text{onli}}), \dots, (a_\chi^{\text{off}} \wedge r_{\chi i}^{\text{onli}})\}$  为第  $i$  个 AP 在线模糊隶属度,  $a_s^{\text{off}} \wedge r_{si}^{\text{onli}} = \min(a_s^{\text{off}}, r_{si}^{\text{onli}})$ . 此时,  $b_i$  值越大,表明来自第  $i$  个 AP 的在线 RSS 特征具有越强的位置分辨力,即对定位精度提升的贡献越大.

#### 3.2 目标位置估计

根据式 (18) 得到的 AP 在线模糊隶属度,计算测试环境中第  $\omega (\omega = 1, \dots, w)$  个待定位目标位置与第  $j$  个 RP 的 RSS 特征指纹之间的距离  $D_{j\omega}$ ,  $D_{j\omega} = \frac{1}{\chi} \sum_{s=1}^\chi \sum_{i=1}^n b_i \sqrt{(\text{rss}_{i\omega}^s - \overline{\text{rss}}_{ij}^s)^2}$ , 其中,  $\overline{\text{rss}}_{i\omega}^s$  和  $\overline{\text{rss}}_{ij}^s$  分别表示在第  $\omega$  个待定位目标位置和第  $j$  个参考点处接收到的来自第  $i$  个 AP 的第  $s$  个 RSS 特征均值. 然后,选择具有最小 RSS 特征指纹距离的  $k$  个 RP (即  $k$  近邻点) 并结合 KNN 算法实现对目标的物理坐标估算.

## 4 实验结果

### 4.1 实验环境

在 56.93 m×20.08 m 的室内环境中,选择 2 个走廊区域和一个房间区域作为目标区域(即图 2 中区域 1, 2 和 3). 在目标环境中部署 8 个 AP (即 AP1, AP2, AP3, AP4, AP5, AP6, AP7 和 AP8), 并均匀标记 88 个 RP 和 25 个待定位目标位置. 离线阶段,在每个 RP 处依次采集 10 s 的 RSS 样本信号,并在不同时段分别进行多次信号采集以构建离线指纹数据库. 在线阶段,在待定位目标位置处采集 5 s 的 RSS 样本信号用于位置估计,且上述 2 个阶段的采集速率均为 1 Hz.

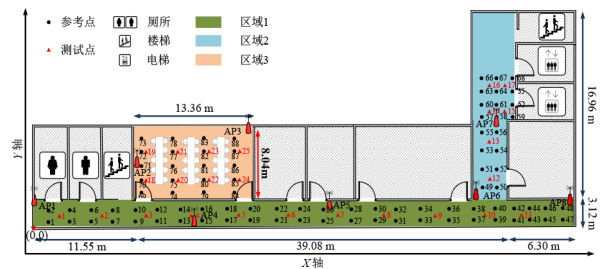


图2 实验环境结构图

### 4.2 参数讨论

在测试实验中,为了便于区分和讨论,将所部署的 AP 根据在线模糊隶属度进行降序排列,并用  $\lambda$  表示用于定位的 AP 的在线模糊隶属度之和. 在此基础上,图 3 给出了根据 AP 在线模糊隶属度从大到小依次选取单个 AP 用于定位的平均定位误差. 由图 3 可知,随着 AP 在线模糊隶属度的增大,每个区域的平均定位误差均呈下降趋势,这表明具有较大在线模糊隶属度的 AP 对定位精度的贡献更大.

为了更加清晰地说明 AP 在线模糊隶属度对定位精度的有益影响,图 4 给出了当 AP 数量分别为 2, 3, 4 和 5, 并随机选取不同的  $\lambda$  值对应的 AP 用于定位时的定位误差. 从图 4 可以看出,随着  $\lambda$  值的增大,系统定位误差呈下降趋势,以区域 1 的定位误差为例,当用于定位的 AP 个数分别为 2, 3, 4 和 5 时,随着  $\lambda$  从最小值增加至

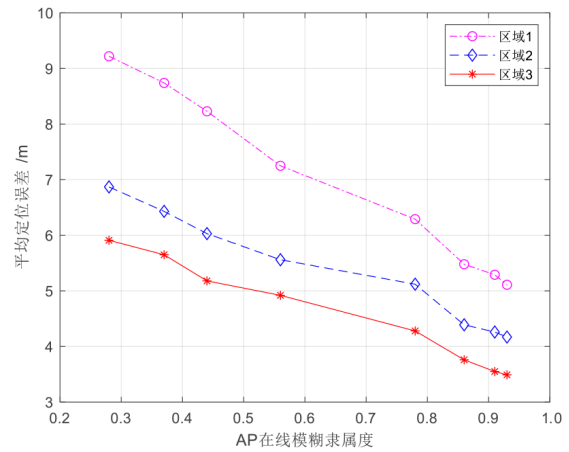


图 3 选择具有不同在线模糊隶属度的 AP 用于定位的平均定位误差最大值,定位误差分别降低了 5.01 m, 3.98 m, 3.81 m 和 4.03 m.

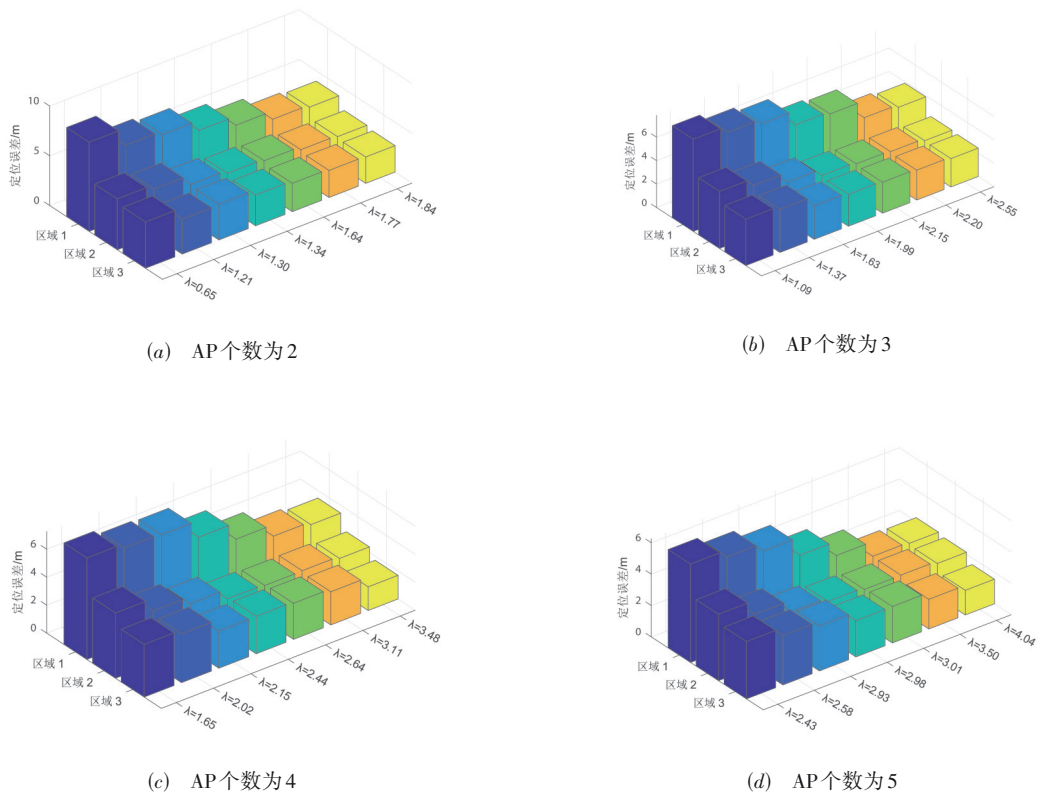


图 4 不同 AP 个数与  $\lambda$  值条件下的平均定位误差

此外,为了进一步验证 AP 在线模糊隶属度在 AP 优化方面的有效性,图 5 给出了随  $\lambda$  值的增大平均定位误差的变化情况. 由图 5 可知,当选择具有最大在线模糊隶属度(即  $\lambda=0.93$ )的 AP 用于定位时,平均定位误差为 5.26 m,而当选择前 2, 3 和 4 个具有较大在线模糊隶属度的 AP 用于定位时,平均定位误差分别降低 1.19 m、

0.79 m 和 0.83 m,但随着 AP 数逐渐增大到 5, 6, 7 和 8 时,平均定位误差分别降低仅 0.26 m, 0.14 m, 0.12 m 和 0.02 m,即平均定位误差呈收敛趋势. 因此,选择具有较大在线模糊隶属度的 AP 用于定位不仅能够实现较高的定位精度,还可有效降低在线阶段的定位计算开销(即选择较少的 AP 用于定位).

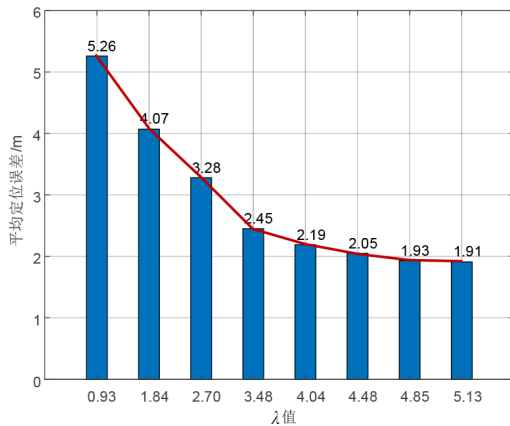


图5 不同λ值条件下的平均定位误差

### 4.3 定位计算开销讨论

图6比较了在不同λ值条件下的定位计算开销(即对所有测试点进行位置估计所需的时间开销)。由图可知,随着λ值的增大(即用于定位的AP数的增加),各个区域的定位计算开销均呈上升趋势,以λ值从0.93增大到5.13为例,区域1,2和3的定位计算开销分别增加了7.06 s,7.03 s和5.81 s。此外,相较于区域2和3,区域1内的障碍物较少且测试点较多,故不同位置处RSS信号差异性较小且较为复杂,从而需要较大的时间开销来计算AP的在线模糊隶属度以选择用于定位的最优AP。

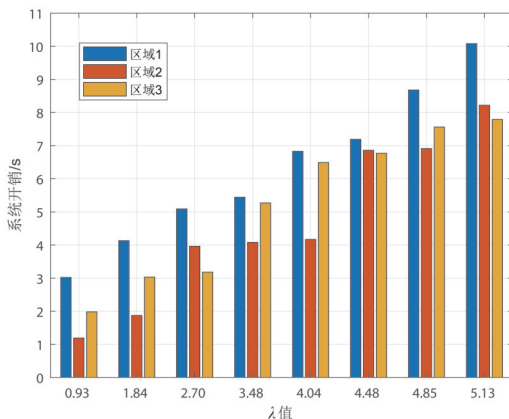


图6 不同λ值条件下的定位计算开销

图7给出了本文方法以及现有的4种具有较低开销的定位方法,即T检验法<sup>[16]</sup>、最大似然法<sup>[21]</sup>、信息增益法<sup>[22]</sup>和Max-Mean法<sup>[23]</sup>的定位计算开销。由图7可知,T检验法的定位计算开销最大,其在区域1,2

和3的开销分别为10.83 s,8.94 s和7.58 s,而本文方法相较于T检验法开销最高减少了4.12 s。此外,Max-Mean法的定位计算开销最小,原因在于其计算过程较为简单,即根据不同参考点处接收到来自每个AP的RSS均值大小选择合适的AP用于定位,但由图8可知Max-Mean法的定位精度不高,原因在于其AP选择过程中仅考虑单一的RSS特征(即RSS均值)作为依据,而忽略了RSS特征多样性对定位性能的影响。

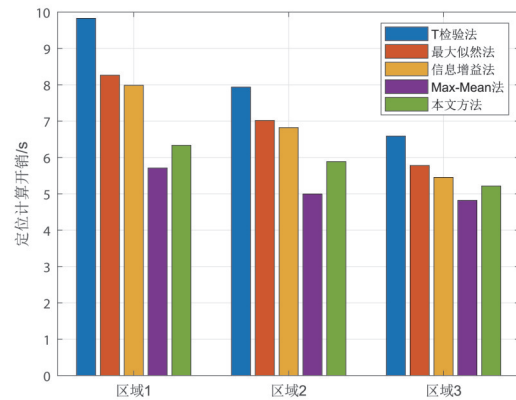
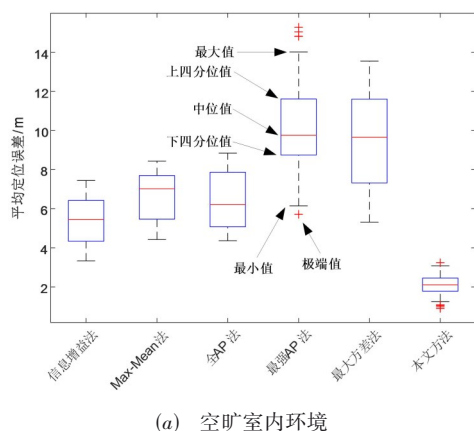


图7 不同定位方法的定位计算开销

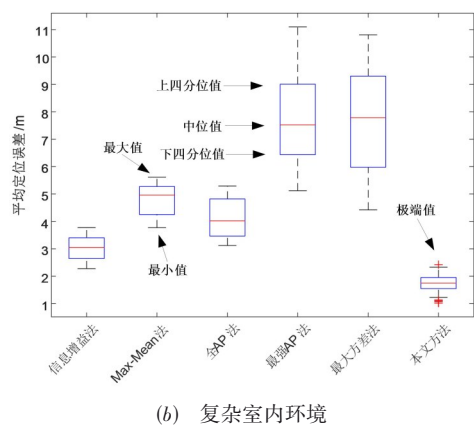
### 4.4 定位结果讨论

图8给出了选择不同AP用于定位的平均定位误差分位图。由图8可知,与信息增益法(即选择具有较大信息增益的多个AP)<sup>[22]</sup>、Max-Mean法(即选择具有较大RSS均值的多个AP)<sup>[23]</sup>、全AP法(即选择全体AP)<sup>[24]</sup>、最强AP法(即选择具有最强RSS的AP)<sup>[24]</sup>和最大方差法(即选择具有最大RSS方差的AP)<sup>[24]</sup>相比,本文方法在空旷和复杂室内环境中均具有稳定且最小的平均定位误差,其原因在于本文方法选择全体AP用于定位并利用在线RSS特征的模糊关系方程计算AP在线模糊隶属度,然后通过对具有较大在线模糊隶属度的AP分配较大的RSS特征指纹距离权重来提高定位精度。

图9给出了本文方法以及现有的4种常用定位方法,即KNN法<sup>[14]</sup>、T检验法<sup>[16]</sup>、最大似然法<sup>[21]</sup>和贝叶斯法<sup>[25]</sup>的误差累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)。由图9可知,本文所提位置估计算法定位误差小于等于4 m的置信概率是91.91%,高于其他4种方法的76.21%(KNN法)、82.38%(T检验法)、73.28%(最大似然法)和67.17%(贝叶斯法)。为了进一步验证本文所提多维模糊映射AP优化方法对定位精



(a) 空旷室内环境



(b) 复杂室内环境

图8 选择不同AP用于定位的平均定位误差分位图

度的有益影响,图10比较了5种基本定位方法,即均值KNN法<sup>[12]</sup>、最大似然法<sup>[21]</sup>、贝叶斯法<sup>[25]</sup>、加权最小二乘法<sup>[26]</sup>和中值KNN法<sup>[27]</sup>在AP优化前后的平均定位误差。可以看出,通过对AP进行优化能够显著提高定位精度,从而验证了本文所提AP优化方法的有效性。

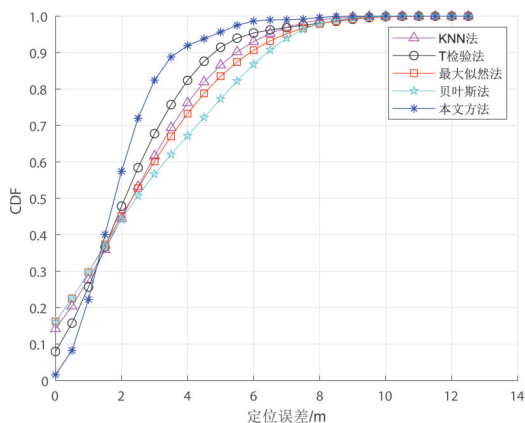


图9 不同定位方法的误差CDF

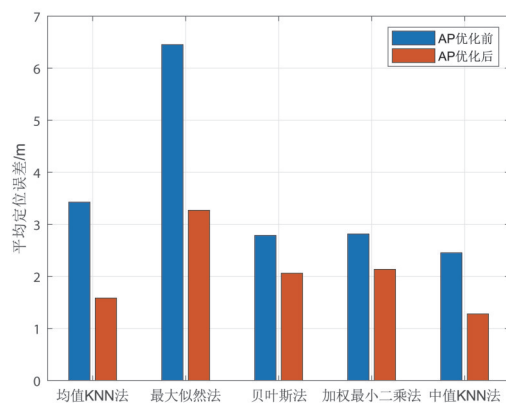


图10 AP优化前后不同定位方法的平均定位误差

### 5 结论

针对传统WLAN指纹定位方法中常常忽略RSS特征多样性以及来自不同AP的接收信号数据特征位置分辨力的差异性问题,本文提出了一种基于多维模糊映射AP优化的WLAN室内定位方法。该方法在离线阶段多次采集接收信号数据以得到离线多维接收信号数据特征,并由此计算AP信息增益比及相应的离线模糊隶属度,同时通过模糊关系方程求解各个接收信号数据特征的模糊权重,然后根据在线接收信号数据特征建立模糊判定矩阵并计算AP在线模糊隶属度,并结合KNN算法对目标进行定位。此外,本文通过实验验证了所提方法在选择较大在线模糊隶属度的AP用于定位的条件下,不仅达到了较高的定位精度,还显著减小了在线过程的目标位置估算开销。基于此,如何实现室内目标运动过程中的AP动态优化将作为下一步主要工作。

### 参考文献

- [1] 蒋留兵,周小龙,车俐.基于无载波超宽带雷达的小样本人体动作识别[J].电子学报,2020,48(3):602-615.  
JIANG L B, ZHOU X L, CHE L. Few-shot learning for human motion recognition based on carrier-free UWB radar [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(3): 602-615. (in Chinese)
- [2] BERRY M V, KLEIN S. Transparent mirrors: Rays, waves and localization[J]. European Journal of Physics, 1997, 18(3): 222-228.
- [3] BENMESSAOUD L, VUONG T P, YAGOUB M C E, et al. A novel 3-D tag with improved read range for UHF RFID localization applications[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2017, 16: 161-164.
- [4] YIN F, ZHAO Y X, GUNNARSSON F, et al. Received-signal-strength threshold optimization using Gaussian pro-

- cesses[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(8): 2164-2177.
- [5] KIM K W, KWON J, LEE C G, et al. Accurate indoor location tracking exploiting ultrasonic reflections[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(24): 9075-9088.
- [6] SHUE S, JOHNSON L E, CONRAD J M. Utilization of XBee ZigBee modules and MATLAB for RSSI localization applications[C]//*SoutheastCon 2017*. Concord, NC, USA: IEEE, 2017: 1-6.
- [7] 冯鑫, 张建华, 胡开群, 等. 基于变分多尺度的红外与可见光图像融合[J]. *电子学报*, 2018, 46(3): 680-687.
- FENG X, ZHANG J H, HU K Q, et al. The infrared and visible image fusion method based on variational multi-scale[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(3): 680-687. (in Chinese)
- [8] ZHOU M, QIU F, TIAN Z S, et al. An information-based approach to precision analysis of indoor WLAN localization using location fingerprint[J]. *Entropy*, 2015, 17(12): 8031-8055.
- [9] 韩珍珍, 徐川, 王倩云, 等. 基于贝叶斯博弈的 WLAN 节能机制研究[J]. *电子学报*, 2019, 47(10): 2083-2088.
- HAN Z Z, XU C, WANG Q Y, et al. The energy saving scheme of WLAN based on Bayesian game[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(10): 2083-2088. (in Chinese)
- [10] TIAN X H, ZHU S J, XIONG S J, et al. Performance analysis of Wi-Fi indoor localization with channel state information[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(8): 1870-1884.
- [11] YUAN Y L, HUO L W, WANG Z X, et al. Secure APIT localization scheme against sybil attacks in distributed wireless sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 27629-27636.
- [12] MORELLI C, NICOLI M, RAMPA V, et al. Hidden Markov models for radio localization in mixed LOS/NLOS conditions[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(4): 1525-1542.
- [13] FICCO M, ESPOSITO C, NAPOLITANO A. Calibrating indoor positioning systems with low efforts[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2014, 13(4): 737-751.
- [14] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[C]//*Proceedings IEEE INFOCOM 2000*. Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (Cat. No. 00CH37064). Tel Aviv, Israel: IEEE, 2000: 775-784.
- [15] 周牧, 李欣玥, 杨小龙, 等. 一种基于信息增益比的多特征模糊映射接入点优化方法: CN202010436857.3[P]. 2020-05-21.
- [16] ZHOU M, WEI Y C, TIAN Z S, et al. Achieving cost-efficient indoor fingerprint localization on WLAN platform: A hypothetical test approach[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 15865-15874.
- [17] JUN J, HE L, GU Y, et al. Low-overhead WiFi fingerprinting[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(3): 590-603.
- [18] LIU Z, ZHOU M, NIE W, et al. Indoor intrusion detection based on fuzzy membership-aided Dempster-Shaper theory[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2020, 38(4): 3687-3696.
- [19] HE S N, CHAN S H G, YU L, et al. Maxlifd: Joint maximum likelihood localization fusing fingerprints and mutual distances[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(3): 602-617.
- [20] SONG Y M, YU H Y. A RSS based indoor tracking algorithm via particle filter and probability distribution[C]//*2008 4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*. Dalian, China: IEEE, 2008: 1-4.
- [21] ZISKIND I, HERTZ D. Maximum-likelihood localization of narrow-band autoregressive sources via the EM algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(8): 2719-2724.
- [22] 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.
- [23] YOUSSEF M, AGRAWALA A. Handling samples correlation in the Horus system[C]//*IEEE Infocom 2004*. Hang Kong: IEEE, 2004, 2: 1023-1031.
- [24] SONG C J, WANG J, YUAN G. Hidden naive Bayes indoor fingerprinting localization based on best-discriminating AP selection[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2016, 5(10): 189.
- [25] WU Z F, XU Q, LI J N, et al. Passive indoor localization based on CSI and naive Bayes classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 48(9): 1566-1577.
- [26] TSAI P Y, KANG H Y, CHIUH T D. Joint weighted least-squares estimation of carrier-frequency offset and timing offset for OFDM systems over multipath fading channels[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technolo-*

gy, 2005, 54(1): 211-223.

- [27] LOIZOS K, AKIS K, ANTONIO L, et al. Fusing Bluetooth beacon data with Wi-Fi radiomaps for improved indoor localization[J]. Sensors, 2017, 17(4): 812-826.

#### 作者简介



杨小龙 男,1987年生于四川.重庆邮电大学信息与通信工程学院讲师,硕士生导师.主要研究方向为量子定位技术、无线感知与定位技术、认知无线电技术等.

E-mail: yangxiaolong@cqupt.edu.cn



李欣玥 女,1994年生于重庆.重庆邮电大学信息与通信工程专业硕士研究生.主要研究方向为室内无线定位和模糊数学理论.

E-mail: xinyue\_cqupt@163.com



周 牧(通讯作者) 男,1984年生于四川.重庆邮电大学研究生院副院长、教授、博士生导师.主要研究方向为无线定位与感知技术、多源信息融合与机器学习、量子精密测量与成像技术等.

E-mail: zhoumu@cqupt.edu.cn



王 勇 男,1987年生于云南.重庆邮电大学通信与信息工程学院讲师,硕士生导师.主要研究方向包括毫米波感知、量子感知、深度学习与无线资源管理.

E-mail: yongwang@cqupt.edu.cn



何 维 女,1995年生于四川.2017年获得重庆邮电大学获学士学位.重庆邮电大学博士研究生.研究兴方向包括无线定位、量子雷达、手势识别和机器学习.

E-mail: s180101119@stu.cqupt.edu.cn