

基于偏度-峰度检验的无线局域网室内定位算法

宋震龙^{1,3}, 蒋刚毅^{1,2}, 黄晔^{2,3}, 郁梅¹, 张家乐²

(1. 宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211; 2. 中国科学院 计算技术研究所, 北京 100080;

3. 宁波中科集成电路设计中心, 浙江 宁波 315040)

摘要: 针对室内无线局域网环境下接收信号强度(RSS, received signal strength)样本总体分布不一致而产生较大定位误差的问题, 提出了一种基于偏度-峰度检验的室内定位算法。利用偏度-峰度检验法检验 RSS 样本是否来自正态总体, 接受零假设的样本用正态分布近似其总体分布, 拒绝零假设的样本用核函数估计其概率密度。实验结果表明提出算法的定位精度比传统算法提高 15% 以上, 而且在相同的定位精度下, 能明显降低离线阶段的工作量。

关键词: 室内定位; 偏度-峰度检验; 核函数; 无线局域网

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)05-0099-07

WLAN indoor positioning algorithm based on skewness-kurtosis testing

SONG Zhen-long^{1,3}, JIANG Gang-yi^{1,2}, HUANG Chao^{2,3}, YU Mei¹, ZHANG Jia-le²

(1. Faculty of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Science, Beijing 100080, China;

3. Ningbo CAS IC Design Center, Ningbo 315040, China)

Abstract: Focused on the issues that large positioning errors produced by the inconsistency of received signal strength (RSS) sample population distributions under indoor wireless local area network (WLAN), an indoor positioning algorithm based on skewness-kurtosis testing was proposed. By using the testing method of skewness and kurtosis, whether the RSS samples come from the normal population or not was checked. The distribution functions of the samples accepting null hypothesis were approximated with normal distribution, and the probability density functions of the samples refusing null hypothesis were estimated by kernel function. Experimental results show that the proposed algorithm leads to a 15 percent improvement over the previous methods. Moreover, the proposed algorithm can significantly reduce the workload of the off-line phase at the same positioning accuracy.

Key words: indoor positioning; skewness-kurtosis testing; kernel function; WLAN

收稿日期: 2011-05-04; 修回日期: 2011-11-05

基金项目: 教育部博士点基金资助项目(200816460003, 20093305120002); 国家科技重大专项基金资助项目(2012ZX03005001); 浙江省自然科学基金资助项目(Y1101240, Y1090752); 浙江省教育厅重点基金资助项目(Z200909361); 宁波市自然科学基金资助项目(2010A610122)

Foundation Items: The Grant of PhD Programmes of Chinese MOE (200816460003, 20093305120002); The National Major Special Projects in Science and Technology of China (2012ZX03005001); The NSF of Zhejiang Province (Y1101240, Y1090752); The Scientific Research Fund of Zhejiang Provincial Education Department (Z200909361); The Natural Science Foundation of Ningbo (2010A610122)

1 引言

随着物联网和智慧城市建设的兴起和快速发展,基于位置的服务应用越来越广泛。传统的 GPS 和蜂窝网定位技术在室外能达到较高的定位精度,但在室内环境下,由于射频信号受到阻隔而无法有效定位。学者们提出了许多针对室内定位的定位技术,其中 WLAN 定位技术可以充分利用已经普遍存在的无线局域网资源,不需要部署其他硬件设施,具有低成本优势。因此基于 WLAN 的室内定位技术越来越受到关注^[1~3]。

目前 WLAN 室内定位方法中应用最普遍的是位置指纹定位法^[4~6],该方法分为离线训练和在线定位 2 个阶段。离线训练阶段在待定位区域选定一系列参考位置点,在这些参考位置点处采集来自不同无线接入点(AP, access point)的 RSS 值,将参考位置点坐标和采集的 RSS 数据存储于数据库中,组成射电地图(RM, radio map)。在线定位阶段通过匹配算法比较实时采集的 RSS 信息和射电地图中的信息,估计用户的位置。

室内环境下射频信号传播非常复杂,墙壁、门窗和桌椅等基础设施以及人员走动的影响导致射频信号传播产生显著的多径现象和阴影效应,因此室内固定位置处 RSS 信号的时变性很强^[7,8]。Kaemarungsi 统计了室内 WLAN 环境下 RSS 样本的总体分布情况^[9],共选取了 299 个 RSS 样本,每个样本中含有 2 962~3 956 个 RSS 信号值,统计结果表明,有 214 个样本(约占总样本数的 71.6%)的总体分布服从正态分布,其余样本的总体分布则表现为严重左偏、严重右偏、多峰或其他非正态分布。RSS 样本总体分布不一致,使室内定位产生较大的定位误差^[9~11]。Yousief 等人提出了一种直方图室内定位算法^[12],但是 RSS 样本直方图不平滑,经常出现一些零值,定位精度不高。Kushki 等人提出了一种基于核函数的定位方法^[13],在 RSS 样本总体分布未知的情况下,利用核函数估计总体的概率密度,但有限的 RSS 样本数据无法准确估计样本总体的分布。Ma 等人提出用多项式函数拟合 RSS 样本的概率直方图分布^[14],但这种方法有时会出现函数不收敛的情况,无法准确拟合出样本总体的分布函数。为了准确估计所有 RSS 样本总体的概率密度,本文提出了一种基于偏度-峰度检验的室内定位算法:离线训练阶段根据偏度-峰度检验法检验 RSS

样本是否来自正态总体,对于接受和拒绝零假设的样本分别利用正态分布和核函数估计其总体的概率密度,在线定位阶段利用贝叶斯匹配法估计位置。实验结果表明,本文算法比传统算法有更高的定位精度,平均定位误差减小 15% 以上,而且在达到相同定位精度的情况下离线阶段训练样本数比传统算法少,能明显降低离线阶段的工作量。

2 基于偏度-峰度检验的室内定位算法

2.1 偏度与峰度

检验一个样本是否服从正态分布的方法有很多,包括 Kolmogorov 检验、 c^2 拟合优度检验、Shapiro-Will 检验和偏度-峰度检验等^[15]。Kolmogorov 检验是一种较准确的检验方法,但 Kolmogorov 检验只有当假设的分布完全已知的时候才适用,假设的分布不包含需要从样本里估计的未知参数。 c^2 拟合优度检验比较灵活,允许分布中包含待估的未知参数,但 c^2 检验要求数据分组,且 c^2 检验犯第二类错误(接受了不正确零假设的错误)的概率往往较大。Shapiro-Will 检验法能有效地检验样本正态性,但 Shapiro-Will 检验要求样本容量不大于 50。偏度-峰度检验法通过计算样本偏度和峰度检验样本总体是否服从正态分布,是一种快速、有效的正态性检验方法,且对样本容量没有严格要求。因此本文选用偏度-峰度检验法检验 RSS 样本是否来自正态总体。

偏度和峰度分别是描述总体中所有取值分布形态对称性和陡缓程度的统计量。随机变量 X 的偏度和峰度是指 X 的标准化变量 $[X - E(X)]/\sqrt{D(X)}$ 的三阶矩和四阶矩^[15]:

$$\begin{aligned} n_1 &= E \left[\left(\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} \right)^3 \right] = \frac{E \left[(X - E(X))^3 \right]}{(D(X))^{3/2}} \\ n_2 &= E \left[\left(\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} \right)^4 \right] = \frac{E \left[(X - E(X))^4 \right]}{(D(X))^2} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $E(X)$ 和 $D(X)$ 分别为随机变量的期望和方差。当随机变量 X 服从正态分布时,偏度 $\rho_1=0$ 且峰度 $\rho_2=3$ 。

2.2 提出假设

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自 RSS 总体 X 的样本,则 ρ_1 和 ρ_2 的矩估计量分别为

$$G_1 = B_3 / B_2^{3/2}, \quad G_2 = B_4 / B_2^2 \quad (2)$$

其中, $B_k(k=2,3,4)$ 是样本 k 阶中心矩, G_1, G_2 分别为样本偏度和样本峰度。

若总体 X 为正态变量, 则有

$$\begin{aligned} G_1 &\sim N\left(0, \frac{6(n-2)}{(n+1)(n+3)}\right), \\ G_2 &\sim N\left(3 - \frac{6}{(n+1)}, \frac{24n(n-2)(n-3)}{(n+1)^2(n+3)(n+5)}\right) \end{aligned} \quad (3)$$

提出假设:

$$\begin{cases} H_0: X \text{ 服从正态分布} \\ H_1: X \text{ 不服从正态分布} \end{cases}$$

其中, H_0 和 H_1 分别为零假设和备则假设。

$$\begin{aligned} \text{记 } s_1 &= \sqrt{\frac{6(n-2)}{(n+1)(n+3)}}, \\ s_2 &= \frac{24n(n-2)(n-3)}{(n+1)^2(n+3)(n+5)}, \quad m_2 = 3 - \frac{6}{(n+1)}, \\ U_1 &= G_1 / s_1, \quad U_2 = (G_1 - m_2) / s_2. \end{aligned}$$

当 H_0 为真且 n 充分大时, 有

$$U_1 \sim N(0, 1), \quad U_2 \sim N(0, 1) \quad (4)$$

取显著性水平为 a ($0 < a < 1$), 则 H_0 的拒绝域为

$$|u_1| \geq z_{a/4} \text{ 或 } |u_2| \geq z_{a/4} \quad (5)$$

其中, $|u_1|$ 和 $|u_2|$ 分别为 $|U_1|$ 和 $|U_2|$ 的观察值。 $z_{a/4}$ 表示标准正态分布的上 $a/4$ 分位点。显著性水平表示当 H_0 为真时拒绝 H_0 的最大概率, 即

$$\begin{aligned} P\{\text{当 } H_0 \text{ 为真时拒绝 } H_0\} \\ &= P_{H_0}\{(|U_1| \geq z_{a/4}) \cup (|U_2| \geq z_{a/4})\} \\ &= P_{H_0}\{(|U_1| \geq z_{a/4})\} + P_{H_0}\{(|U_2| \geq z_{a/4})\} \\ &= \frac{a}{2} + \frac{a}{2} = a \end{aligned} \quad (6)$$

2.3 正态估计

将离线阶段采集的 RSS 样本按式(5)检验 $|u_1|$ 和 $|u_2|$ 是否满足 H_0 的拒绝域, 如果不满足则接受 H_0 , 认为该样本的总体在显著水平为 a ($0 < a < 1$) 时服从正态分布, 此样本的概率密度函数近似为

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}s} e^{-(x-m)/(2s^2)} \quad (7)$$

其中, μ 和 s 为正态分布的参数。使用最大似然估计法可以估计正态分布的参数, 即

$$\hat{m} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (8)$$

$$\hat{s} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [X_i - m]^2} \quad (9)$$

其中, \hat{m} 和 \hat{s} 分别为 μ 和 s 的最大似然估计, X_i 表示 RSS 样本中的第 i 个 RSS 值, n 表示 RSS 样本容量。

2.4 核函数估计

如果离线阶段采集的 RSS 样本按式(5)检验 $|u_1|$ 和 $|u_2|$ 满足 H_0 的拒绝域, 则认为这些样本的总体分布在显著水平为 a 时与正态分布有较大差异。本文中用核函数方法估计这些样本的总体分布。核估计方法是一种在总体分布未知的情况下估计总体概率密度的方法^[16]。

定义 设总体 X 具有概率密度 $f(x)$, $f(x)$ 未知, X_1, X_2, \dots, X_n 为取自总体 X 的一个样本, 存在全直线上有界函数 $k(y) \geq 0$, 满足

- 1) $\int_{-\infty}^{+\infty} |k(y)| dy < +\infty$;
- 2) $\lim_{|y| \rightarrow \infty} yk(y) = 0$;
- 3) $k(y)$ 为偶函数, 即 $k(-y) = k(y)$;
- 4) $\int_{-\infty}^{+\infty} k(y) dy = 1$ 。

则称函数 $\hat{f}_n(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k\left(\frac{x-X_i}{h}\right)$ 为未知密度函数 $f(x)$ 的核估计, 其中, $k(y)$ 称为核函数, h 称为核宽度。

满足上述定义的核函数有很多, 其中指数核函数对样本的概率密度估计效果较好^[11], 因此本文选用指数核函数:

$$k(x) = \frac{1}{2} e^{-|x|} \quad (10)$$

拒绝 H_0 的样本利用指数核函数估计其总体的概率密度函数:

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} e^{-\frac{|x-X_i|}{h}} \quad (11)$$

2.5 贝叶斯匹配

在线定位阶段通过计算条件概率密度 $p(l|R)$ 估计位置, 其中, $R = (R_1, R_2, \dots, R_m)$ 表示在线实时采集的 RSS 向量, m 表示 AP 的数目, R_i 表示来自

第 i 个 AP 的 RSS 值, l 表示参考位置, $p(l|R)$ 为给定实时采集量 R 时, 参考位置 l 的后验概率密度。根据贝叶斯定理, 后验概率密度为

$$p(l|R) = \frac{p(R|l)p(l)}{p(R)} = \frac{p(R|l)p(l)}{\sum_{l_j \in L} p(R|l_j)p(l_j)} \quad (12)$$

其中, $p(R|l)$ 表示 R 的似然函数, $p(l)$ 表示位置 l 的先验概率密度, L 表示离线阶段选取的参考位置点的数目。对于给定的实时采集量 R , $p(R) = \sum_{l_j \in L} p(R|l_j)p(l_j)$ 为常数。由于参考位置一般服从均匀分布, 先验概率密度 $p(l)$ 可以表示为常数。所以计算后验概率密度 $p(l|R)$ 转化为计算似然函数 $p(R|l)$ 。由于各个 AP 之间相互独立, $p(R|l)$ 可以表示为

$$p(R|l) = \prod_{i=1}^m p(R_i|l) \quad (13)$$

其中, m 表示 AP 的数目, $p(R_i|l)$ 表示在参考位置 l 处采集的来自第 i 个 AP 的 RSS 样本的似然函数, 按式(7)或式(11)计算。

$p(R|l)$ 表示参考位置 l 与在线阶段真实位置的接近程度, 通过式(14)估计用户位置:

$$\hat{l} = \frac{\sum_{i=1}^L p(R|l_i) l_i}{\sum_{j=1}^L p(R|l_j)} \quad (14)$$

其中, $l_i = (l_x^i, l_y^i)$ 表示射电地图中第 i 个参考位置点的二维坐标。

2.6 定位算法步骤

基于偏度-峰度检验的室内定位算法的主要步骤如下, 其中, step1~step4 为离线训练阶段, step5~step6 为在线实时定位阶段。

step1 在定位区域选定参考位置点, 在每个参考位置点处采集来自不同 AP 的一定数量的 RSS 值, 组成 RSS 样本。

step2 设定显著性水平 α 和指数核函数宽度 h 。

step3 按式(5)检验 RSS 样本是否接受 H_0 。

step4 如果接受 H_0 , 则认为该样本来自正态总体, 根据式(8)和式(9)计算正态分布参数的估计值并

存入数据库, 否则将 RSS 样本原始值存入数据库。

step5 实时采集 RSS 值, 并根据数据库中存储的数据按式(7)或式(11)计算参考位置 l 的来自第 i 个 AP 的 RSS 样本的似然函数, 并按式(13)计算参考位置 l 的似然函数。

step6 按式(14)估计用户的位置。

基于偏度-峰度检验的室内定位算法的流程如图 1 所示。

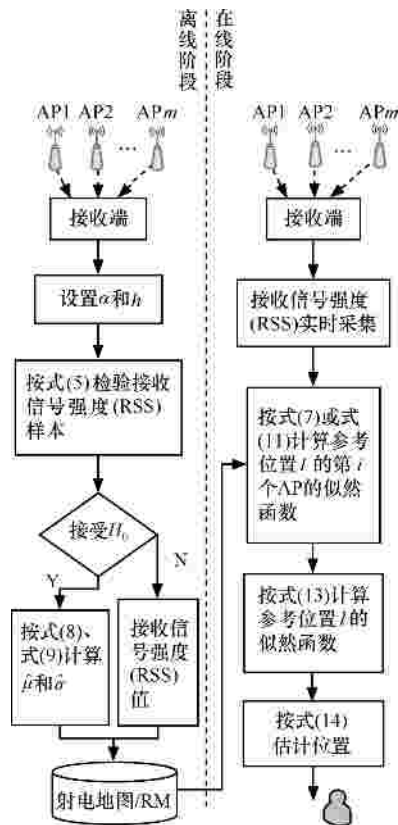


图 1 基于偏度-峰度检验的室内定位算法流程

3 实验结果与分析

实验环境为如图 2 所示的典型的 WLAN 室内定位场景, 面积为 37.2m × 18m。此区域有 4 个型号为 NETGEAR WG602 的 AP, 分别位于 606 室、607 室、610 室和 613 室。RSS 采集装置选用惠普 dv2305TX 笔记本电脑, 无线网卡型号为 Intel PRO/wireless 3945ABG, 操作系统为 Windows 7。参考位置点主要在走廊、电梯口、610 室和 613 室选取, 每个参考位置点间隔 2m, 共有 64 个, 利用笔者开发的 RSS 采集软件在每个位置点采集 RSS 样本, 采集速率为 2sample/s。本文用于定位的 AP 数目为 4 个, 总的训练 RSS 样本数目为 64 × 4 = 256 个。

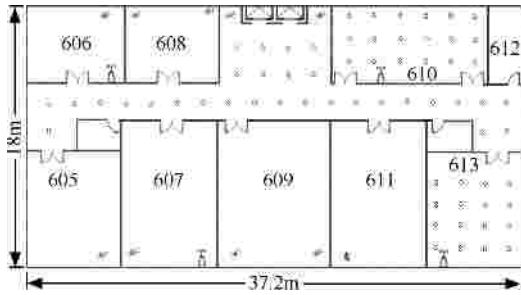


图 2 WLAN 室内定位环境(圆圈代表参考参考位置点, AP 代表此区域存在的 AP)

定位误差的评判标准为估计位置点 \hat{l} 和真实位置点坐标 l 之间的欧式距离, 即

$$d(l, \hat{l}) = \sqrt{(l_x - \hat{l}_x)^2 + (l_y - \hat{l}_y)^2} \quad (15)$$

其中, (l_x, l_y) 为真实位置 l 的二维坐标, (\hat{l}_x, \hat{l}_y) 为估计位置 \hat{l} 的二维坐标。

3.1 显著性水平和核宽度分析

显著性水平 α 表示当 H_0 为真时拒绝 H_0 的概率。表 1 给出了显著性水平 α 与接受 H_0 的样本数的关系, 其中, 总的 RSS 训练样本为 256 个, 每个 RSS 样本的样本容量为 60。从表 1 中可以看出 α 较小时, 接受 H_0 的样本数占总样本数的 80% 以上, α 较大时, 接受 H_0 的样本数占总样本数的比例不足 20%。这 2 种情况下都有较多的样本导致了误判, 影响定位精度。

表 1 显著性水平 α 与接受 H_0 的样本数

α	$z_{\alpha/4}$	接受 H_0 的样本数	服从正态分布比例/%
0.01	2.796	235	91.80
0.02	2.576	225	87.89
0.04	2.327	212	82.81
0.06	2.170	199	77.73
0.08	2.054	188	73.44
0.10	1.960	182	71.09
0.12	1.881	169	66.02
0.14	1.812	153	59.77
0.16	1.751	145	56.64
0.20	1.645	125	48.83
0.30	1.440	86	33.59
0.40	1.282	63	24.61
0.50	1.150	49	19.14
0.60	1.036	32	12.50
0.70	0.935	21	8.20
0.80	0.842	15	5.86
0.90	0.755	10	3.91
1.00	0.674	7	2.73

图 3 给出了显著性水平 α 取不同值时对平均定位误差的影响。从图中可以看出, α 取 0.1 时平均

定位误差最小, 此时大约有 71.09% 的样本近似为正态分布。从图中还可以看出当 α 小于 0.06 时, 平均定位误差的变化趋势比较陡峭, 这是由于有较多的不服从正态分布的样本如严重左偏、严重右偏或多峰的样本被误判为了正态分布。当 α 大于 0.4 时, 平均定位误差的变化趋势比较缓慢, 这是由于 α 大于 0.4 时接受 H_0 的样本的偏度和峰度都比较小, 此时指数核函数估计的概率密度与正态分布很接近。

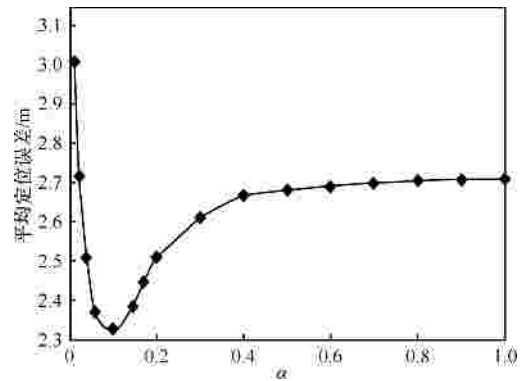


图 3 α 取不同值时对平均定位误差的影响

核宽度 h 是核函数的平滑参数。图 4 所示为当 $\alpha = 0.1$, RSS 样本的容量为 60 时, 核宽度 h 与平均定位误差之间的关系。从图中可以看出, 核宽度 h 取值太大或太小都有较大的定位误差。这是因为若 h 取得太小, 随机干扰增大, 估计结果会失去准确性; 若 h 过大, 估计曲线太平坦, 以至于无法表征样本分布的变化情况。可以看出 h 取 2.2 时平均定位误差最小。

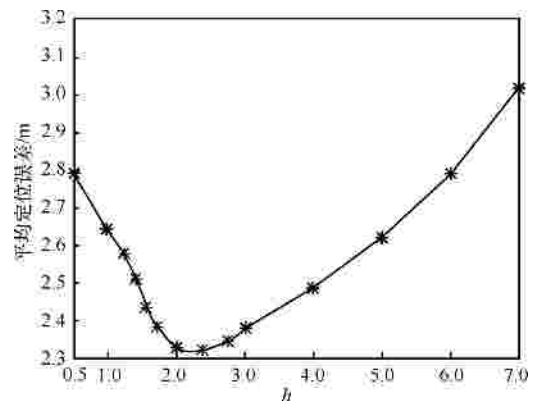


图 4 核宽度 h 取不同值时的平均定位误差

3.2 与其他算法比较

比较了本文提出算法与现有的直方图方法^[12]、多项式拟合方法^[14]和核函数方法^[13]等算法的定位性能。本文算法显著性水平 α 取 0.1, 核宽度 h 取 2.2。

离线阶段样本容量决定了离线阶段的工作量，也决定了室内定位法的效率。如图 5 所示为提出的算法与现有的几种定位算法在不同的训练样本容量下的定位精度，训练样本容量选择[10,120]区间内的 12 组数据。从图中可以看出随着训练样本容量的增加，4 种算法的平均定位误差都逐渐减小，当样本容量大于 100 时定位误差趋于稳定，这说明不能通过无限地增大样本容量使定位精度无限提高。其原因是当样本容量较小时无法准确表征复杂室内环境下的位置信息，但当样本容量增大到一定程度时 RSS 样本所含的位置信息基本保持不变。从图中还可以看出基于偏度-峰度的定位算法在相同的样本容量下具有最小的平均定位误差，这是由于该算法能够在有限的样本容量下更准确地估计所有样本的总体分布，使似然函数更加准确，从而按式(14)估计的位置更精确。而且，基于偏度-峰度的定位算法只需要较少的训练样本容量就能到达其他算法同样的定位精度。例如，要达到小于 2.6m 的平均定位误差，基于偏度-峰度的定位算法只需要在离线阶段采集 30 个 RSS 值，而核函数算法则至少需要 80 个。这表明在相同的定位精度下，本文算法能够有效减少离线阶段的数据采集时间，节省人力成本投入。

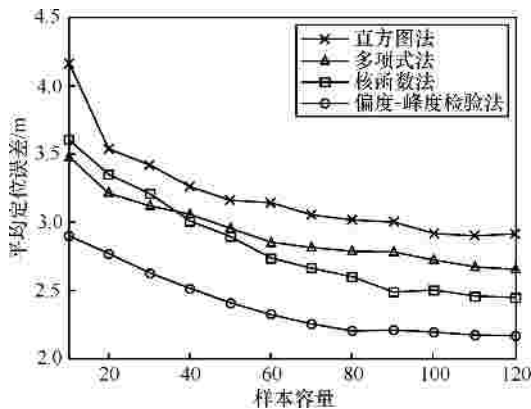


图 5 不同训练样本容量下的平均定位误差

图 6 给出了当 RSS 训练样本容量为 60 的条件下几种定位算法的定位误差的累积概率分布。可见，使用基于偏度-峰度的定位算法误差在 2m 以内的概率为 63.3%，高于其他算法的 57.1%、52.5%和 46.4%。表 2 给出了当 RSS 训练样本容量为 60 的条件下不同算法的定位误差比较。可以看出，基于偏度-峰度的定位算法的平均定位误差比核函数方法、多项式拟合方法和直方图方法分别减少 0.41m(15.0%)，

0.54m(18.9%)和 0.85m (26.8%)，而且基于偏度-峰度的定位算法具有更小的误差标准差。这表明该算法在有效提高定位精度的同时还具有较好的稳定性。原因是在复杂的室内环境下，基于偏度-峰度的定位算法准确地估计了所有 RSS 样本总体的概率密度，使似然函数计算更准确，从而能更精确地估计位置。

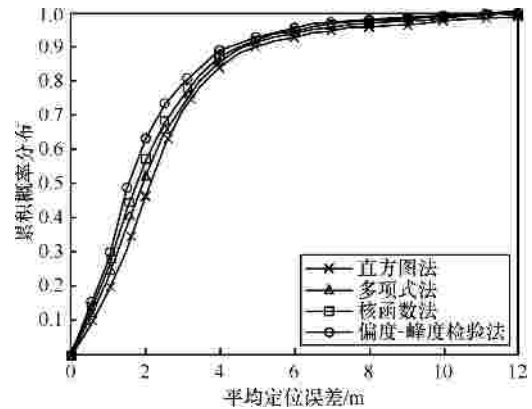


图 6 不同算法定位误差的累积概率分布

表 2 不同算法的平均定位误差比较/m

算法	平均定位误差	误差标准差	50%的误差	75%的误差
核函数法 ^[13]	2.73	2.19	1.75	3.02
多项式法 ^[14]	2.86	2.46	1.89	3.24
直方图法 ^[12]	3.17	2.63	2.15	3.28
偏度-峰度检验法	2.32	1.87	1.53	2.71

4 结束语

在无线局域网室内环境下，RSS 样本的总体分布呈现不一致的现象，如何准确估计样本总体的分布是提高定位精度的关键。本文提出了一种基于偏度-峰度检验的室内定位算法，接受和拒绝零假设的样本分别利用正态分布和核函数估计其总体的概率密度，可准确估计所有 RSS 样本总体的概率密度，使位置估计更加精确。实验结果表明提出算法的定位精度比传统方法提高 15% 以上，且在相同定位精度下，需要更少的训练样本容量，大大减小了离线阶段的工作量。提出的算法不仅适合于 WLAN 室内定位技术，而且适合其他基于 RSS 的室内无线定位技术，如 RFID 定位技术和蓝牙定位技术等。需要说明的是，本文算法在线定位阶段没有考虑当前定位状态与下一定位状态之间的相关性，因此不适合运动速度较快的目标定位。下一步研究中，针对快速运动目标跟踪定位问题，须考虑定位状态之

间的相关性，提高动态跟踪定位精度。

参考文献：

- [1] VERA R, OCHOA S F, ALDUNATE R G. EDIPS: an easy to deploy indoor positioning system to support loosely coupled mobile work[J]. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2011, 15(4): 365-376.
- [2] 林以明, 罗海勇, 李锦涛等. 基于动态 radio map 的粒子滤波室内无线定位算法[J]. *计算机研究与发展*, 2011, 48(1): 139-146.
LIN Y M, LUO H Y, LI J T, *et al.* Dynamic radio map based particle filter for indoor wireless localization[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2011, 48(1): 139-146.
- [3] GU Y Y, LO A, NIEMEGERERS I. A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2009, 11(1): 13-32.
- [4] KUSHKI A, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. Intelligent dynamic radio tracking in indoor wireless local area networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2010, 9(3): 405-419.
- [5] FANG S H, LIN T N. A dynamic system approach for radio location fingerprinting in wireless local area networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2010, 58(4): 1020-1026.
- [6] 徐玉滨, 邓志安, 马琳. 基于核直接判别分析和支持向量回归的 WLAN 室内定位算法[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(4): 896-901.
XU Y B, DENG Z A, MA L. WLAN indoor positioning algorithm based on KDDA and SVR[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(4): 896-901.
- [7] FANG S H, LIN T N, LEE K C. A novel algorithm for multipath fingerprinting in indoor WLAN environments[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(9): 3579-3588.
- [8] MAZUELAS S, BAHILLO A, LORENZO R M, *et al.* Robust indoor positioning provided by real-time RSSI values in unmodified WLAN networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2009, 3(5): 821-830.
- [9] KAEMARUNGS K. Design of Indoor Positioning Systems Based on Location Fingerprinting Technique[D]. Pittsburgh, USA: University of Pittsburgh, 2005.
- [10] KAEMARUNGS K. Distribution of WLAN received signal strength indication for indoor location determination[A]. *International Symposium on Wireless Pervasive Computing*[C]. Phuket, 2006. 6-11.
- [11] HONKAVIRTA V, PERALA T, LOYTTY S A, *et al.* A comparative survey of WLAN location fingerprinting methods[A]. *Proceedings of the 6th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*[C]. Hannover, 2009. 243-251.
- [12] YOUSIEF M, AGRAWALA A. The Horus WLAN location determination system[A]. *The 3rd International Conference on Mobile Systems Applications, and Services*[C]. New York, 2005. 205-218.
- [13] KUSHKI A, PLATANIOTIS K, VENETSANOPOULOS A. Kernel-based positioning in wireless local area networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2007, 6(6): 689-705.
- [14] MA L, XU Y B, ZHOU M. Accuracy enhancement for fingerprint-based WLAN indoor probability positioning algorithm[A]. *The*

1st International Conference on Pervasive Computing, Signal Processing and Applications[C]. Harbin, China, 2010. 167-170.

- [15] KVAM P H, VIDAKOVIC B. *Nonparametric Statistics with Applications to Science and Engineering*[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2007.
- [16] 李裕奇, 赵联文, 王沁等. *非参数统计方法*[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2010.
LI Y Q, ZHAO L W, WANG Q, *et al.* *Nonparametric Statistics Methods*[M]. Chengdu: Southwest Jiaotong University Press, 2010.

作者简介：



宋震龙 (1988-), 男, 河南开封人, 宁波大学硕士生, 主要研究方向为短距离无线定位技术。



蒋刚毅 (1964-), 男, 浙江绍兴人, 宁波大学教授、博士生导师, 主要研究方向为多媒体通信、3D 视频处理与编码传输等。



黄晔 (1972-), 男, 陕西宝鸡人, 中国科学院计算技术研究所副研究员, 主要研究方向为无线传感器网络、普适计算等。



郁梅 (1968-), 女, 江苏无锡人, 宁波大学教授、博士生导师, 主要研究方向为多媒体通信、3D 视频处理与质量评价等。



张家乐 (1988-), 男, 辽宁葫芦岛人, 中国科学院计算技术研究所硕士生, 主要研究方向为短距离无线定位技术。