基于接收信号强度的不同移动终端定位方法研究

张维，李文涛，王力

（西北工业大学 现代设计与集成制造技术教育部重点实验室，陕西 西安 710072）

摘 要：传统的基于接收信号强度的定位算法均假设用于线下训练和实时定位的移动终端不变，而这会严重影响基于位置指纹定位法的准确性。本文提出的接收信号强度差值法（RSSD）和实时自适应学习规范化法（RSALS），用于解决不同 WLAN 移动终端获取接收信号强度存在差异的问题，并在真实室内 WLAN 环境下验证了算法的可行性和有效性。实验表明即使在设备不变的情况下 RSALS 法仍然具有实时校正的作用，可以在一定程度上抵消环境变化对定位精度的影响。

关 键 词：算法，天线，实验，最小二乘法，线性回归，MATLAB，最大似然估计，无线局域网；位置指纹，接收信号强度，接收信号强度差值法，实时自适应学习法

中图分类号：TP393 **文献标志码**：A **文章编号**：1000-2758（2014）03-0481-05

自美国 E-911 定位需求颁布以来，德国、法国、瑞典、芬兰、日本等各国也纷纷推出了对移动位置服务的规定。这使得基于位置的服务（location-based services，LBS）渗透到各行各业乃至人们的日常生活之中，即在无线网络中，用户利用无线移动终端协助确定其实际位置信息，从而获取所需要的与位置相关的服务。

位置指纹（location fingerprinting，LF）方法适合于室内等空间有限的定位环境，其思想是离线阶段测量广泛使用的室内无线局域网中由无线接入点（access point，AP）发出随时可用的接收信号强度（receive signal strength，RSS），利用 RSS 与对应已知位置的关联性来构建数据库，这些先验数据在应用时可以用来与获取的定位请求信号的 RSS 比较，通过模式匹配算法得到目标的位置信息。这种方法包含了环境信息，可以大大地提高室内定位精度；不但不需要用数学方法精确描述 RSS 与距离之间的关系，更不需要预先知道 WLAN 中 APs 的具体位置，普适性更强。但是它的最大局限性在于因构建和更新数据库需要花费的大量人力和物力，而不同设备生成的 LF 地图差异明显[1-3]。

目前解决该类问题的方法分为 2 类：①不用校正的稳健指纹方法；②需要线上调整 RSS 到采集设备信号强度的度量方法[3]。文献[4]中使用所有不同 AP 对采集的 RSS 比值作为指纹，由于摒弃掉了大量的原始数据信息，当待定位设备与采集设备一致时，定位性能不及传统的 RSS 指纹定位法。文献[5]中提出了不同设备之间的 RSS 模式存在线性关系，可以通过转换模式达到提高定位精度的目的。但是要对所有类型的接收设备都人工做一张对应的 LF 地图是不可能，即使种类有限，工作量也是巨大的。

本文提出了接收信号强度差值法（RSSD）和实时自适应学习规范化法（RSALS），分别用于定位 APs 一致和不一致的情况，可以在不用更新 LF 地图的前提下，满足定位多种不同设备的需求，而且会一定程度上提高定位精度。

1 算法描述

将定位场景划分为 N 个子区域，本算法规定采集参考点（calibration point，CP）为子区域的中心点。由于不知道待定位终端的位置的先验知识，所以我们允许 CP 并非严格意义上子区域中心。假设定位区域中有 M 个 APs，虽然 APs 的绝对和相对位

收稿日期：2013-10-22 基金项目：国家自然科学基金（50505039）资助

作者简介：张维（1970—），西北工业大学副教授，主要从事数字化制造与物联制造技术研究。

置未知，但我们很容易利用每个 AP 特有的 MAC 地址，将在 CPs 处多次测量的 RSS 生成对应已知子区域的 LF 地图。

1.1 接收信号强度差值 RSSD 方法

RSS 值与采集设备硬件有关，导致与硬件相关的参数变化，比如天线增益等。换句话说，针对不同设备在同一位置接收到的 RSS 平均值与硬件有关。RSS 均值可以通过下式计算：

$$E(P_r) = E(P_t - P_l) \tag{1}$$

式中：P_r 是移动终端接收能量；P_t 是 AP 的发生能量，我们可以根据情况自行设置；P_l 是信号传输路径损耗，我们使用对数路径损耗模型，CP_i 处测得 AP_j 的 RSS 均值可以用平均路径损耗公式计算：

$$P_l(d_{ij})\mid_{\mathrm{dBm}} = P_l(d_0)\mid_{\mathrm{dBm}} + 10\alpha\log(d_{ij}) + X_\sigma\mid_{\mathrm{dB}} \tag{2}$$

式中：CP_i 与 AP_j 的距离用 d_{ij} 表示，$P_l(d_{ij})$ 表示自由空间信号传输 d_{ij} 时的损耗；$P_l(d_0)$ 是在任意参考距离 d_0 时自由空间的信号传输损耗，通常取 $d_0 = 1$ m；变量 α 表示该信号传播路径损耗指数；X_σ 是均值为 0，标准差为 σ 的高斯随机变量，用来表示信号阴影衰减。

下面我们讨论发射信号的 AP 设备全部一致的情况，讨论不同接收终端定位问题。假设待定位目标距离 AP_1 和 AP_2 的距离分别是 d_1 和 d_2，将公式(1)带入公式(2)得：

$$P_r(d_1)\mid_{\mathrm{dBm}} = P_r(d_0)\mid_{\mathrm{dBm}} - 10\alpha_1\log(d_1) + X_1\mid_{\mathrm{dB}} \tag{3}$$

$$P_r(d_2)\mid_{\mathrm{dBm}} = P_r(d_0)\mid_{\mathrm{dBm}} - 10\alpha_2\log(d_2) + X_2\mid_{\mathrm{dB}} \tag{4}$$

如果我们假设特定临近室内环境的损耗指数是相同的，即 $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha$，将公式(3)与公式(4)相减抵消接收设备差异引入的 $P(d_0)$ 得到：

$$[P_r(d_1) - P_r(d_2)]\mid_{\mathrm{dB}} = -10\alpha\log\left(\frac{d_1}{d_2}\right) + [X_1 - X_2]\mid_{\mathrm{dB}}$$

我们用 RSSD 代替 RSS 作为 LF，则对应的 LF 地图中 CP_i 有如下形式：

$$S_i = (l_i, \underbrace{\{\bar{r}_{i,j} - \bar{r}_{i,0}, \hat{\sigma}^2_{i,j} + \hat{\sigma}^2_{i,0} \mid j \in N_i\}}_{R_i})$$

式中：l_i 表示 CP_i 的平面二维坐标，$i = 1,2,\cdots,N$；CP_i 处可检测到的 APs 集合用 N_i 表示，其中 APs 的数量用 $|N_i|$ 表示；$\bar{r}_{i,j}$ 是线下采集阶段在 CP_i 处测得来自 AP_j 的 $T(>1)$ 次 RSS 平均值，对应的方差是 $\hat{\sigma}^2_{i,j} = \frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T}(r^t_{i,j} - \bar{r}_{i,j})^2$，$t = 1,2,\cdots,T$，其中 $r^t_{i,j}$ 表示在 CP_i 第 t 次测量的对应 AP_j 的 RSS 值，$j = 1,2,\cdots,|N_i| - 1$；$\bar{r}_{i,0}$ 表示在 CP_i 处接收的参考 AP 的 RSS 平均值；$\hat{\sigma}^2_{i,0}$ 表示在 CP_i 处接收的参考 AP 的 RSS 的方差。

随着 APs 数量的增加，训练数据的样本容量随之指数增长。我们假设 APs 间工作相互独立，即来自不同 APs 的 RSS 也相互独立，联合分布可以用边缘概率分布改写：

$$P(s_i) = \prod_{j=1}^{|N_i|-1} P(r_{i,j} - r_{i,0})$$

1.2 实时自适应学习规范化 RSALS 法

实际定位中会利用实际场景中的很多不同的 AP，在 AP 不相同的情况下上述的 RSSD 方法性能会大打折扣。所以我们推广到更为普遍的情况，接收设备和发射设备全不相同的情况。我们用 D_c 表示采集设备，而待定位设备用 D_o 表示，它们对应的 LF 数据库分别用 R_c 和 S_o 表示，则 $P(R_c \mid l, D_c)$ 表示训练设备 D_c 在位置 l 时 LF 为 R_c 的条件概率，对应的待定位设备的条件概率是 $P(S_o \mid l, D_o)$。问题转化为找到一个准确的变换方程 F，对于任意的位置 l_i 可以对 S_o 使用变换 F 后使得概率 $P(S_o \mid l, D_o)$ 约等于概率 $P(R_c \mid l, D_c)$，即 $P(R_c) = P(F(S_o))$。

从学习的角度来讲，有监督地采集训练样本的人力成本太大。而且如果定位设备较多，特别是开放式定位系统中所有进入定位场景的终端都可以实现定位，则不可能将所有可能待定位的设备都与训练设备建立变换方程。所以我们需要无监督式的学习算法。

文献[5-6]中都指出了不同设备的 RSS 基本属于线性关系，所以我们也使用线性回归算法，并假设待定位设备的 RSS 地图与训练设备地图间的回归模型是线性关系：$R_c = b + a \times (S_o) + \varepsilon$，其中 (a,b) 表示转换方程的系数，ε 是误差项。我们需要提前确定待定位设备的初始位置，利用该初始位置的 R_c 与 S_o 的数据，使用最小二乘法确定系数 (a,b)，之后将待定位终端的 RSS 变换到线下采集设备的 LF 地图度量中，使用最大似然估计方法计算位置估计。

下面说明初期确立与 S_o 对应的 R_c 的方法，我们采用皮尔森系数法，如下：

$$R_i = \frac{\sum_{j=1}^{|N_i|}\left(\left(r_{i,j}-\mu(R_i)\right)\left(s_{i,j}-\mu(S_i)\right)\right)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{|N_i|}\left(r_{i,j}-\mu(R_i)\right)^2}\sqrt{\sum_{j=1}^{|N_i|}\left(s_{i,j}-\mu(S_i)\right)^2}}$$

式中：j 是 AP 的序号，$|N_i|$ 是在位置 CP_i 可检测到 AP 数量，$r_{i,j}$ 是训练设备在 CP_i 的 LF，$\mu(\cdot)$ 是一个随意变量的均值或者期望，$s_{i,j}$ 是待定位设备的 LF。皮尔森相关系数 R_i 的绝对值在(0,1)之间，其中 1 代表最佳线性相关性，或者说 2 个指纹向量具有最大相似性。所以我们可以用皮尔森相关系数测量训练设备和待定位设备的 RSS 指纹相似性。选出训练设备指纹地图中与实时测量设备测得 RSS 相关性最高的位置作为定位初始位置。

2　实验与对比

2.1　实验平台搭建

本文的定位实验平台运行在某建筑 11 层搭建的一个 IEEE 802.11b/g/n 无线局域网上，所有 AP 配备的是 802.11b/g/n 协议的 2.4 GHz 无线网卡，设定发射功率为 17 dBm，增益 5 dBi，天线高度 15 mm 左右，全向天线。整个定位系统原型在 Microsoft Visual Studio 2010 环境下开发，数据库使用 MySQL。待定位终端为 4 台不同品牌的笔记本，分别为 Lenovo G430、ASUS X50、HP 6930p、BenQ S41。待定位区域为整个 11 层，采集点在西边走廊和 B1120、B1122、B1125 室，如图 1 所示。定位系统安装在客户端，首先由用户向应用程序提出请求，定位系统获得请求以后，向无线网卡发出指令，启动采集来自各 AP 的 RSS 程序。接着，定位算法利用位置指纹数据库和实时收到的 RSS 估计用户的位置，并返回定位结果。

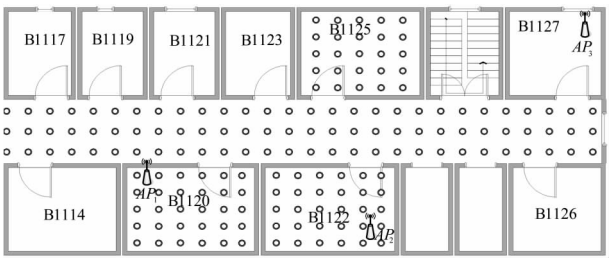

图 1　无线定位实验平台区域覆盖图

2.2　实验结果分析

2.2.1　RSALS 法基准设备地图建立

实验中我们尽量减小环境和时间上对结果的影响，单纯地关注不同设备对于 RSS 的影响，测试的设备高度保持稳定。

测试点距离 AP_2 的距离分别是 0.3 ~ 40 m，每个参考点测试时间为 360 s，对采集的真实 RSS 和对数距离使用 MATLAB 做线性拟合。如图 2 所示，可以很明显发现，不同设备同一位置的 RSS 值差别明显，最大的差别可达到 30 dB。由于不同设备在同一参考点上的实验是在不同时间进行的，这必然引入了时间变化对结果的影响，但是它们不能完全解释这么大的差别。我们可以得出结论，Lenovo G430 和 ASUS X50 采集的 RSS 变化梯度很小，这些设备不适合 WLAN 的指纹定位技术，它们很难区分临近的位置点。

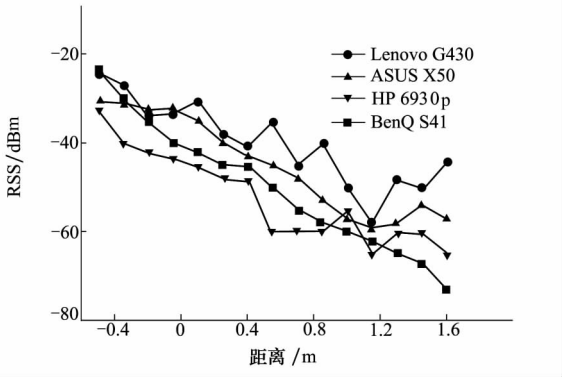

图 2　不同设备 RSS 变化梯度对比

上面用以描述 RSS 空间变异特性，下面我们用 RSS 时间变异特性来衡量不同设备用于室内定位的优先顺序。

表 1　不同设备的标准差

笔记本	无线网卡	标准差
Lenovo G430	Intel(R) Wireless WiFi Link 5100	8.12
ASUS X50	Atheros AR5009 802.11a/g/n Wireless Network Adapter	4.69
HP 6930p	Broadcom BCM4310 USB Controller	7.35
BenQ S41	Atheros AR5006EG Wireless Network Adapter	5.10

不同设备在同一位置不同时间采集的 RSS 标准差越低，则定位精度越高。我们可用如下原因解释：当用户询问其位置的时候，设备采集 RSS 标准差越低，表明实时扫描结果与存储在数据库中结果相似概率越高。

综合上面两方面，本实验选择 BenQ S41 作为基

准设备用以线下采集 RSS 生成数据库。

2.2.2 设备不一致时 RSSD 法、RSALS 法和传统 LF 概率法比较

1) AP 相同情况

使用 BenQ S41 作为训练设备，在 AP 相同的前提下比较 RSSD 法、RSALS 法与 Horus 定位系统的 LF 概率法定位 ASUS X50 的结果，从图 3 中的实验结果可以看出，RSSD 法与 RSALS 法的定位效果几乎无差别，都明显好于传统的 Horus[7] 系统定位性能；但是由于 RSSD 方法不需要线上拟合线性回归模型，所以处理时间上比 RSALS 有优势。

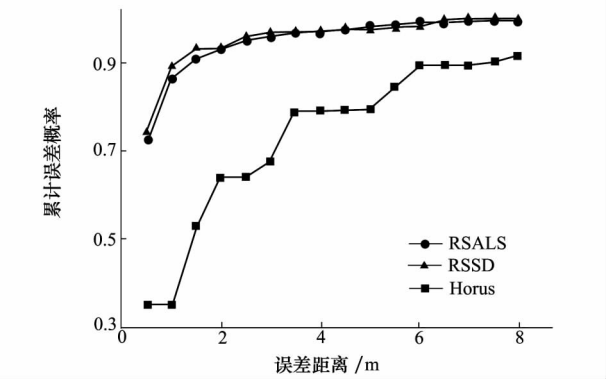

图 3 AP 相同设备不同时各定位算法对比

2) AP 不相同情况

针对 AP 不同的情况，训练设备使用 BenQ S41，待定位设备使用 ASUS X50。如图 4 所示，在 AP 不相同的情况下，RSALS 法性能十分明显好于 RSSD，可以做到误差在 1.5 m 之内的概率超过 90%。

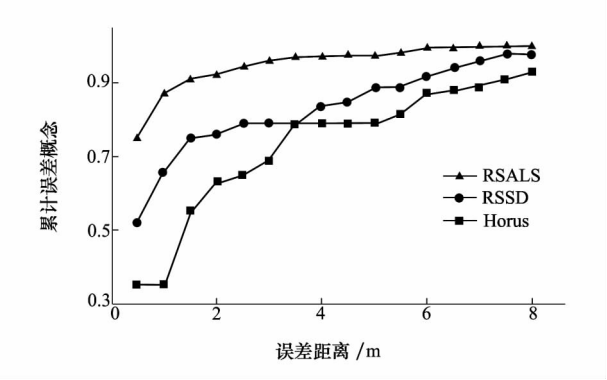

图 4 AP 不同设备不同时各定位算法对比

2.2.3 设备一致时 RSALS 法与传统 LF 概率法比较

下面的实验使用不同的 AP 组合，我们研究对于训练设备和待定位设备都是 BenQ S41 的情况下各个方法的定位性能，验证设备一致时使用 RSALS 法是否必要。

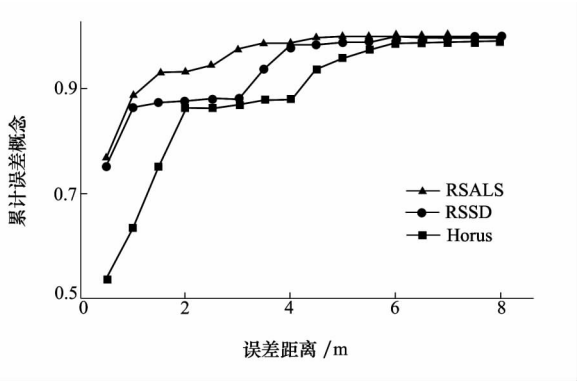

图 5 AP 不同设备相同时各定位算法对比

通过对比各方法定位精度结果，如图 5 所示，使用 RSALS 法和 RSSD 法定位精度仍然高于传统的 Horus[7] 方法。这种结果的原因可能是由于我们的训练数据库的环境与实时待定位时的室内环境不完全相同，RSALS 法可以抵消部分室内动态变化的问题。而对于 RSSD 方法，无论线下采集还是实时定位阶段，所有 AP 受到室内环境的影响有一定的相关性，使用 RSSD 作为 LF 比 RSS 会更加稳健。

3 结 论

本文对基于位置指纹的不同移动终端定位方法做了较为全面的研究，所提出的 RSSD 和 RSALS 方法，有效解决了不同 WLAN 移动终端获取接收信号强度存在差异的问题，并在真实室内 WLAN 环境下验证了算法的可行性和有效性。本文的实验环境范围较小，但是针对定位场景较大时检索 LF 地图中的所有参考点，算法实时性会受到严重影响，并对待定位目标的能耗提出了更高的要求。

参考文献:

[1] Park J, Curtis D, Teller S, et al. Implications of Device Diversity for Organic Localization [C] // INFOCOM, Proceedings

IEEE, 2011: 3182-3190

[2] Lui G, Gallagher T, Li B, et al. Differences in RSSI Readings Made by Different Wi-Fi Chipsets: A Limitation of WLAN Localization [C] //Localization and GNSS, International Conference IEEE, 2011: 53-57

[3] Fang S H, Wang C H, Chiou S M, et al. Calibration-Free Approaches for Robust Wi-Fi Positioning against Device Diversity: A Performance Comparison [C] //Vehicular Technology Conference IEEE 75th, 2012: 1-5

[4] Kjargaard M B, Munk C V. Hyperbolic Location Fingerprinting: A Calibration-Free Solution for Handling Differences in Signal Strength [C] //Pervasive Computing and Communications, 2008: 110-116

[5] Haeberlen A, Flannery E, Ladd A M, et al. Practical Robust Localization over Large-Scale 802.11 Wireless Networks [C] // Proceedings of the 10th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Philadelphia, 2004: 70-84

[6] Tsui A W, Chuang Y H, Chu H H. Unsupervised Learning for Solving RSS Hardware Variance Problem in WiFi Localization [J]. Mobile Networks and Applications, 2009, 14(5): 677-691

[7] Youssef M, Agrawala A. The Horus Location Determination System [J]. Wireless Networks, 2008, 14: 357-374

Research on RSS(Received Signal Strength) Positioning Method When Mobile Terminals Are Different

Zhang Wei, Li Wentao, Wang Li

(The Key Laboratory of Contemporary Design and Integrated Manufacturing Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi´an 710072, China)

Abstract: Traditional positioning algorithms based on RSS reckon on the assumption that the mobile terminals used for off-line training and real-time positioning behave identically; this leads to significantly low localization accuracy. The objective of this paper is to investigate the positioning methods for variance in RSS with different WLAN capable mobile devices. Two positioning algorithms are considered: RSSD (RSS Difference) and RSALS(Real-time Self Adaptive Learning Standardization) . And also, this paper presents an experiment made in a real indoor WLAN environment and the results and their analysis verify the feasibility and validity of the proposed algorithms. The experimental results and their analysis indicate preliminarily that RSALS and RSSD are still effective without mobile device diversity; the results can be explained as being due to partial offset of the positioning accuracy impact of the environmental change.

Key words: algorithms, antennas, experiments, least squares approximations, linear regression, MATLAB, maximum likelihood estimation, wireless local area networks(WLAN) ; location fingerprinting, RSS(Received Signal Strength) , RSS Difference, RSALS(Real-time Self Adaptive Learning Standardization)