

# 基于精确时间测量的无线网络室内定位系统研究

唐翔宇 张千里 王继龙 沈钰晨 张超凡

(清华大学网络科学与网络空间研究院 北京 100084)

**摘 要** 随着 IEEE 802.11-2016 协议 (也称为 802.11mc) 的精确时间测量 (FTM) 定位解决方案的引入, 通过 RTT 往返时间来进行测距并进行定位的技术路线正在得到重视. 目前提出的基于 FTM 的测距方案测距精度在视线环境下通常具有 1~2 m 的偏移误差, 由于在 802.11mc 中, 噪音不具备高斯性, 精度的进一步提升存在着较大困难, 进而导致定位精度达不到米级. 本文选用了成本仅在数百元量级的市场设备搭建室内定位系统, 提出了一种新的单目标网络定位方案——基于极大似然估计与核密度估计的可扩展贝叶斯定位算法 (MLKB). 该算法首先利用核密度估计法对测距数据集进行预处理, 再对室内 AP 测距结果小于 10 m 的数据进行线性拟合, 将拟合后的测距结果代入基于紧邻 AP 策略的线性最小二乘法作为粗定位结果, 定义基于极大似然估计的目标函数, 最后利用贝叶斯算法迭代得到最终的预测位置. 本文基于 Wi-Fi FTM Linux Tool 开源工具实现了 FTM 测距、定位模块并验证了其精度. 通过在室内视线环境和非视线环境下进行实验, 结果表明在室内 LOS 环境下, MLKB 算法可达到最高 62% 的米级定位精度, 在强 NLOS 环境下可达到 41% 的米级定位精度, 相比朴素贝叶斯算法在 LOS 和强 NLOS 环境下的米级精度分别提高 43% 和 17%. 在仅使用 4 个 AP 协同室内单目标定位的条件下, 同近年先进研究成果运用的定位算法相比, MLKB 算法在不同环境下具有良好的泛化能力, 总平均定位精度能达到 1.5 m 以内, 平均米级定位精度数据占比达到了 45%, 定位效果均优于各种常见的定位算法.

**关键词** 802.11mc; 无线网络; 室内定位; 精确时间测量技术; 定位算法

中图法分类号 TP393 DOI号 10.11897/SP.J.1016.2022.00567

## Research on Indoor Positioning System Based on Wireless Network Fine Time Measurement Technology

TANG Xiang-Yu ZHANG Qian-Li WANG Ji-Long SHEN Zheng-Chen ZHANG Chao-Fan

(Institute for Network sciences and cyberspace, Tsinghua University, Beijing 100084)

**Abstract** With the rapid development of the Internet, location information plays a more and more important role in our daily life. Many emerging applications, such as augmented reality, navigation, and body tracking, rely heavily on location information. Accurate positioning is the key to their success. Compared with outdoor positioning, indoor positioning is much more difficult to achieve meter level accuracy. First of all, there are many interference factors in indoor space, such as walls, people or furniture. Moreover, wireless signal attenuation, reflection, scattering and multipath effect make the positioning in wireless network harder. Finally, client support is also an important consideration. Although some indoor positioning technologies have claimed to achieve high accuracy, they are often limited to special equipment, which makes it infeasible for wide deployment. Also there are quite a few solutions that are restricted to specific environments, or require a lot of offline fingerprint collection beforehand. In this paper, a novel

收稿日期: 2020-08-28; 在线发布日期: 2021-07-13. 本课题得到国家重点研发计划项目“全球位置信息叠加协议与位置服务网技术”课题三“全球一致的室内外无缝剖分位置编码与IPv6映射”(2017YFB0503703)的资助. 唐翔宇, 硕士研究生, 主要研究领域为位置网与室内定位. E-mail: tang-xy20@mails.tsinghua.edu.cn. 张千里(通信作者), 博士, 副研究员, 主要研究领域为下一代互联网体系结构、网络安全等. Email: zhang@cernet.edu.cn. 王继龙, 博士, 教授, 主要研究领域为下一代互联网体系结构、网络测绘等. 沈钰晨, 硕士研究生, 主要研究领域为位置隐私. 张超凡, 硕士研究生, 主要研究领域为SRv6的应用.

approach based on IEEE 802.11-2016 protocol (also known as 802.11 MC) Fine Time Measurement (FTM) positioning solution is suggested. Though there have been previous researches based on FTM ranging and poisoning schemes, they are usually of low ranging accuracy. In line of sight, it usually has an error of 1-2m. Since noise is not Gaussian in 802.11 MC, it is difficult to further improve the accuracy, which leads to a positioning accuracy larger than meter level. In this paper, a new extensible single target network positioning scheme, MLKB based on maximum likelihood estimation and kernel density estimation, is proposed by using commodity equipment less than one hundred US dollars. The algorithm firstly uses kernel density estimation method to preprocess the range data sets, and then uses linear fitting to correct the data if the result of the indoor AP ranging is less than 10 m. A coarse positioning result will be achieved by linear least squares fitting based on the adjacent AP strategy. We design and mathematically prove the objective function based on maximum likelihood estimation. The ranging variance is used as a weight of the “contribution” of AP according to the fluctuation of the ranging results. Finally we use an optimization algorithm such as Bayesian Algorithm, to iteratively optimize the objective function to achieve the final result. FTM ranging and positioning module is implemented based on FTM Linux Tool and its accuracy is verified. Through experiments in indoor line-of-sight environment and non-line-of-sight environment, the results show that the MLKB algorithm can achieve the meter-level accuracy of 62% in the indoor LOS environment and 41% in the strong NLOS environment, which are 43% and 17% higher than the naive Bayesian algorithm in the LOS and strong NLOS environments, respectively. Under the condition of using only 4 AP coordinated indoor single target positioning, compared with the state-of-the-art localization research, the MLKB algorithm has good generalization ability in different environments, the total average positioning accuracy can reach within 1.5m, the average meter-level positioning accuracy data accounts for 45%, and the positioning accuracy is better than other known FTM based positioning algorithms.

**Keywords** 802.11 MC; Wireless networks; Indoor localization; FTM; Localization algorithm

## 1 引 言

随着互联网的高速发展, 位置信息在我们的日常生活中发挥着越来越重要的作用. 许多新兴的应用如增强现实、导航和人体跟踪等, 都严重依赖于位置信息, 准确的定位是这些应用成功的关键. 与室外定位相比, 室内定位实现难度要高很多. 首先, 室内空间中存在许多的干扰物和干扰因素, 如各种墙体、隔断、人或是各种家具陈设等干扰物, 以及无线信号衰减、反射、散射和多径效应等干扰因素. 其次, 客户端的支持也是一个重要的考虑点, 一些室内定位技术虽然具有较高的精度, 但是常常需要特殊设备支持, 也影响了这些技术的广泛部署. 目前一些定位算法虽然能够达到较高精度, 但其只针对特定环境, 可扩展性差, 或者需要准备大量的离线数据采集, 因此实际应用价值不大.

无线局域网 (Wireless Local Area Network, WLAN) 已经应用于各行各业, 而且具有广泛的设备支持. 如果能够实现精确的室内定位, 将大大有

利于发展室内定位相关的服务、监测和追踪任务. 目前 IEEE 802.11-2016 协议<sup>[1]</sup> (也称为 802.11mc) 中提供了一种基于往返时间 (Round Trip Time, RTT) 的精确时间测量方案 (Fine Time Measurement, FTM). 根据该方案实现的测距模块原理上能提供米级精度的测量结果, 由于是无线网络标准中的一部分, 基于 802.11mc 的定位技术具有较好的应用前景.

然而该定位技术出现不久<sup>[2]</sup>, 实验表明由于测距的误差非简单高斯<sup>[3]</sup>等原因, 使用普通商业化产品, 进行实际场所的米级精度定位, 仍然是一个有待解决的研究课题. 室内复杂的多径环境, 导致 FTM 方案测距误差通常在 1~2 米甚至更高, 而测距精度效果好坏将会直接影响定位精度效果. Google 公司于 2019 年 4 月发布的一款可以利用 Wi-Fi 来进行室内定位的应用程序 Wi-Fi RTT Scan App<sup>[4]</sup>, 精度仅能达到 1~2 米.

本文主要围绕室内场景下的基于 FTM 精确时间测量的无线网络定位技术展开研究, 提出一套单目标网络定位解决方案——基于极大似然估计与核

密度估计的可扩展贝叶斯定位算法( Maximum Likelihood and Kernel Density Estimation - Extensible Bayesian Algorithm, MLKB ). 该方案利用市场通用的家用无线路由器作为 Access Point(AP)搭建 FTM 测距模块,对 AP 的测距数据进行了采集,并对 FTM 测量米级精度效果进行了验证. 将最终的测距结果数据集通过核密度估计优化以及线性拟合纠正后,利用基于极大似然估计的贝叶斯算法进行定位,实验结果表明在室内视线环境下,相比未经数据处理优化的贝叶斯算法米级定位精度提升约 43%,相比线性最小二乘法、牛顿迭代法、模拟退火算法的米级定位精度均提高了 43%左右. 此外 MLKB 算法可在室内视线 (Line of sight, LOS) 环境和强非视线 (Not Line of sight, NLOS) 环境下分别达到最高 62% 和 41% 的米级定位精度.

本文的主要贡献如下:(1) 采用市场常见的通用型设备与开源平台工具实现了 FTM 测距模块,设备成本仅在数百元量级,同时验证了在室内 LOS 场景下接近 50% 的数据能达到米级精度测距效果;(2) 设计一套新的可扩展单目标网络室内定位方案 MLKB,该方案结合了多种算法优化 FTM 测距数据集并提高定位精度,利用真实室内场景下搜集的数据集对 MLKB 进行验证评估,证明了 MLKB 在不同室内场景下具有良好的泛化能力;(3) 将 MLKB 算法和室内常见定位算法的定位精度进行了对比,在仅有 4AP 的限制条件下,MLKB 算法在室内 LOS 环境可达到 62% 的米级定位精度,效果优于本文提及的所有定位算法,定位精度相比朴素贝叶斯算法定位精度提升 43%,且在相同数据集下的定位效果优于 2018 年 Mobicom<sup>[5]</sup>中提到的标准非线性迭代最小二乘定位算法 43%.

本文接下来的结构与内容安排如下:第 2 节将主要围绕无线网络定位的国内外研究现状展开介绍;第 3 节介绍 FTM 测距与定位算法原理;第 4 节介绍 MLKB 算法方案的核心设计思想;第 5 节介绍 MLKB 系统的设计与实现;第 6 节介绍 MLKB 系统的定位精度评估方案. 第 7 节结束语进一步总结全文并对未来工作提出展望.

## 2 国内外相关工作

目前室内定位技术研究方向主要包括了 Wi-Fi<sup>[6]</sup>、蓝牙<sup>[7]</sup>、地磁<sup>[8]</sup>、RFIDs<sup>[9]</sup>、超宽带<sup>[10]</sup>、超声波<sup>[11]</sup>、红外光<sup>[12]</sup>、ZigBee<sup>[13]</sup>、可见光<sup>[14]</sup>等,不同技术的定位性能以及规模化部署难易程度如图 1 所示. 尽管诸如激光、超宽带等技术达到了较高的定

位精度,但由于这些方案的特殊配置或者高成本部署使它们难以扩展和推广.

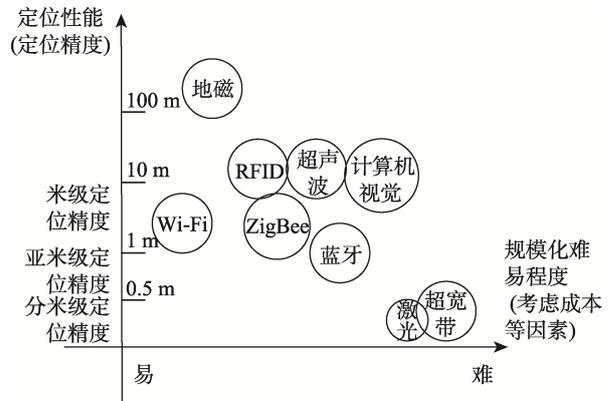


图 1 考察基于定位精度和普及性的室内定位技术类型分类

目前基于 Wi-Fi 的室内定位技术主要分为了基于 RSSI 测量<sup>[15-16]</sup>、位置指纹定位<sup>[17]</sup>、基于信号到达角度 AOA 测量<sup>[18-19]</sup>、基于时间 TOA 测量<sup>[20-21]</sup>等研究方案. 文献[22]对无线网络定位的技术理论研究做了比较全面的总结. 文献[23]对 RSS 接收信号强度的 WLAN 室内定位做了详细讨论,重点分析室内位置指纹定位算法并对算法进行一系列改进,该算法需要经过繁琐的数据采集建立指纹数据库. 在应用上已经出现了相关的专利成果<sup>[24]</sup>,其通过分析无线网络设备信号强度或者信噪比来推断目标物体的位置. 文献[25]提出了一种基于 RTT 的 TOA 方法,在不使用额外硬件的情况下估计 WLAN 节点之间的距离,测距精度达到 8m. 文献[26]基于 RTT 测量方法,利用可用的 44MHz 的 WLAN 网卡时钟达到 1m 的精度. 文献[27]针对 AOA 方案识别出 LOS 路径作为测距结果来进行定位并实现了 40cm 精度. 在基于时间测量的方案中,文献[28]通过对硬件/固件修改来克服粗略的 ToF 估计方法,实现了 2m 以内的定位精度. 在这些研究中,通常需要专用的硬件测量设备支持<sup>[18,27-28]</sup>,或者需要对测试环境进行指纹采集<sup>[17,23]</sup>,这些要求限制了它们的应用范围.

在基于 802.11mc 的精确时间测量方案中,FTM 的测距精度通常在 1~2m<sup>[4]</sup>,要达到 1m 以下甚至更高的定位精度仍然十分具有挑战性. 文献<sup>[4]</sup>针对 FTM 的室内定位介绍了一种“频率多样化”的方法,比较了多种定位算法,利用贝叶斯网格更新算法将室内定位精度提高了一倍. 文献[5]在开源平台上针对 FTM 测量方法进行了验证,提出在 LOS 环境下,采用 5GHz 频段与 80MHz 带宽下,通过密集 AP 部

署才能实现米级精度测距,但在距离 20m 外的 NLOS 环境下测距结果则会变得极不可靠.文献[29]介绍了一种基于线性卡尔曼滤波的定位引擎 (Positioning Engine, PE) 和延时测量数据库,该数据库包括在室内 Wi-Fi 场所收集的精确时间测量 (FTM) 时间戳.可用于被动、延时、可扩展的 Wi-Fi 定位系统的开发和性能评价.文献[30]提出了一种基于无迹卡尔曼滤波的航迹推算算法,将 Wi-Fi FTM 的结果与多传感器相结合.文献[31]将 Wi-Fi FTM 测距应用于对运动车辆之间的距离估计问题,开发了一种使用局部多项式平滑车辆运动的距离估计算法.文献[32]将 Wi-Fi FTM 和惯性传感器与扩展的卡尔曼滤波器相互结合以达到优势互补的效果,提出 INS 融合模型.在文献[33]中,作者提出了一种基于广播的 FTM 网络传感器协同工作协议,客户可以通过被动接收传感器之间交换的时间测量值来估计和跟踪自己的位置.文献[34]利用 FTM 定位和 KKT 约束搜集客户端的历史信息,提出了一种基于联合定位的虚拟客户端 (Virtual Positioning Clients, VPC) 方法来共同优化客户的位置,将实时位置估计问题转化为考虑多个 VPC 的组合位置优化问题,最终利用 8 个 AP 达到了 80% 的米级定位精度.

综上所述,FTM 定位精度在室外空旷环境下通过误差校准才一定程度上达到米级精度的测距<sup>[5]</sup>.但在室内存在复杂的多径效应的环境下,FTM 定位性能并不能达到室外环境下令人满意的测距精度.现有的大部分基于 FTM 的定位技术研究专注于提高室内定位精度,通过结合大量 AP<sup>[5][34]</sup>、惯性传感器<sup>[30][32-33]</sup>、构建指纹数据库<sup>[29]</sup>、客户端历史行为信息<sup>[34]</sup>等方法在某一特定的室内环境下能达到令人欣慰的定位效果.但由于室内环境的复杂性和设备特殊性、前期数据采集工作量大等因素导致了适用场景有限而无法大规模普及或者投入商业使用.

与以上研究相比,本文采用成本仅在数百元量级的市场设备和具备 FTM 功能的无线网卡搭建室内定位系统,在 AP 数目有限的情况下尽可能提高定位精度并达到“性价比高”且令人满意的效果.

### 3 FTM 测距与定位方法原理

#### 3.1 FTM测距工作原理

FTM 模块,即精确时间测量模块,该模块基于 IEEE 802.11-2016 协议中提供的一种基于往返时间 RTT 的精确时间测量方案进行实现.目前根据该方案实现的测距模块经过固定误差校准后在 LOS 环境下能提供米级精度的测量结果.图 2 主要描述了

802.11mc 协议的 FTM 大致工作原理.其中 Station (STA)是主要用于向无线接入点 AP 发送 FTM 请求的基站,AP 通常指接受 FTM 请求并发送 FTM 响应的无线网络接入点.当 STA 向 AP 发送 FTM 请求时,AP 基于协议响应是否同意或拒绝 FTM 测距过程.

在达成协议之后,AP 开始发送 FTM 消息并等待 STA 返回 ACK,STA 基于 FTM 消息发送的时间戳和 ACK 的接收时间戳来估计往返时间 RTT. AP 可以发送多条 FTM 消息,但必须等待收到 STA 发回的 ACK 包后才能继续发送新的 FTM 消息.图 2 中展示了一个 Burst 过程中带有多条 FTM 消息(显示出其中的两条)且设置 ASAP 模式为 1 的示例.

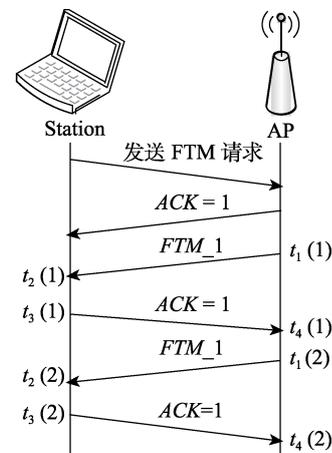


图 2 802.11mc 协议 FTM 原理

对于多条 FTM 消息,RTT 的计算方法如下:

$$RTT = \frac{1}{n} \left( \sum_{k=1}^n t_4(k) - \sum_{k=1}^n t_1(k) \right) - \frac{1}{n} \left( \sum_{k=1}^n t_3(k) - \sum_{k=1}^n t_2(k) \right) \quad (1)$$

一般来说,协议通过计算从 AP 端的总往返时间 ( $t_4 - t_1$ ) 减去 STA 的处理时间 ( $t_3 - t_2$ ),即可得到一次 FTM 消息的往返时间.每次进行 FTM 消息交换都重复此计算,最终的 RTT 即为消息往返时间平均值.

#### 3.2 常见定位算法核心思想

本文主要针对室内定位模型中的单目标网络定位模型(见图 3)进行测距与定位.在已经获得 STA 到 AP 的测量距离的基础上,增加 AP 的数量(利用尽可能少的 AP)使之满足单目标定位条件,算法的目标是在已知各个 AP 的位置坐标和其分别到 STA 的测量距离的条件下,求出待定位 STA 的位置坐标.本节主要讨论常见定位算法原理以及核心思想,包括线性最小二乘法、牛顿迭代法、模拟退火算法和贝叶斯优化算法.

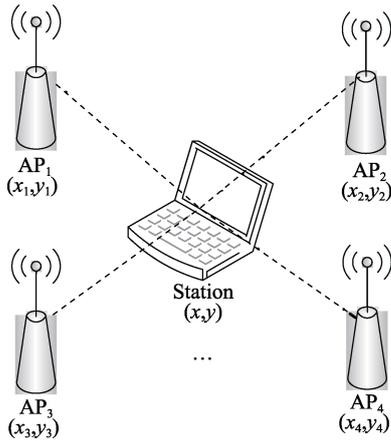


图3 单目标网络定位模型

### 3.2.1 线性与非线性迭代最小二乘法

线性最小二乘法（Linear Least Squares, LLS）是一种数学优化技术<sup>[22]</sup>，使得获得的数据与实际数据之间的平方和最小。它通过最小化数据间误差的平方和来寻找数据的最佳拟合函数。在实际运用时，根据 AP 的数量列出方程组，再将 AP 位置坐标、测量距离等信息代入正规方程矩阵中，即可求出未知点的测量坐标。

非线性的迭代最小二乘法<sup>[35]</sup>，也称为牛顿迭代法（Newton），是在线性最小二乘法的基础上的进一步优化，其基本思路是将非线性方程  $f(x)=0$  转化为线性方程进行迭代求解。在室内定位的应用场景下，需要求出未知点的位置坐标，则待求参数至少包含两个及以上，转化为数学问题则是利用牛顿迭代法对多元非线性方程进行求解。此外，由于初始点的选取将很大程度影响牛顿迭代法的收敛效果，如果初始点与根距离较远，则算法可能会发散。

### 3.2.2 模拟退火算法

模拟退火（Simulated Annealing, SA）是一种贪心算法<sup>[36]</sup>，根据热力学原理，在温度为  $T$  时，出现能量差降温的概率见公式（2），即可确定出往峰值下坡方向移动的概率：

$$p(\Delta E) = e^{-\frac{\Delta E}{kT}} \quad (2)$$

上述公式是在金属冶金过程中的应用概率公式，对应于模拟退火算法，即假设现在位于位置  $x_0$ ，此时随机发生一个位移到达  $x_0 + \Delta x$ ，当发生位移后因变量  $y|_{x=x_0+\Delta x}$  小于原来的  $y|_{x=x_0}$ ，则接受位移的概率如下：

$$p(\Delta x) = e^{-\frac{\Delta x}{T}} \left( \text{if } y|_{x=x_0+\Delta x} < y|_{x=x_0} \right) \quad (3)$$

其中  $T$  是模拟退火算法中设置的参数。如果  $y|_{x=x_0+\Delta x} > y|_{x=x_0}$ ，那么位移被接受，对应的  $p(\Delta x)=1$ 。

### 3.2.3 贝叶斯优化算法

贝叶斯优化（Bayesian）是一种逼近思想，当计算非常复杂、迭代次数较高时能起到很好的效果，多用于超参数确定。其基本思路是利用贝叶斯定理，基于数据估计目标函数的后验分布，然后根据分布选择下一个样本的超参数组合。考虑到误差的异常性质，贝叶斯估计非常适合在单目标网络的距离测量中预测位置<sup>[4]</sup>。这也是本文的 MLKB 算法选择贝叶斯作为迭代定位算法的主要原因。

贝叶斯优化的流程图见图 4。贝叶斯优化包含先验函数（Prior Function, PF）和采集函数（Acquisition Function, AC）两个核心过程<sup>[37]</sup>。PF 主要利用高斯过程回归；AC 主要包括 EI, PI, UCB 这几种方法，同时开发与探索的平衡，也是通过 AC 来完成的。

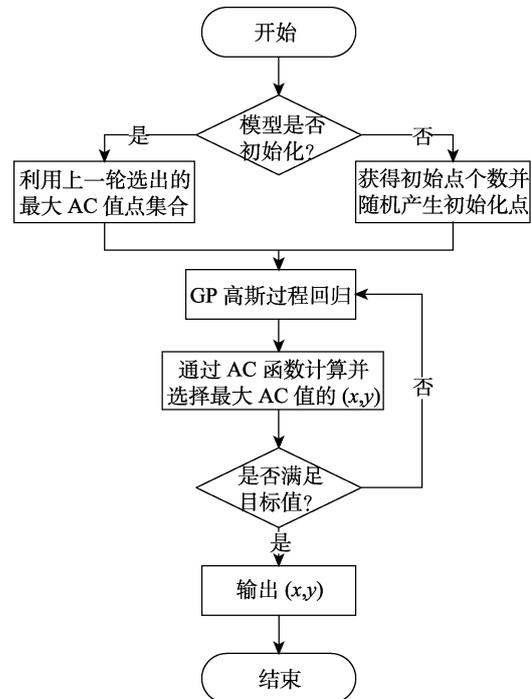


图4 贝叶斯优化算法流程图

## 4 MLKB 算法方案设计

本文设计了一种新的单目标无线网络室内定位方案——基于极大似然估计与核密度估计的可扩展贝叶斯定位算法 MLKB（Maximum Likelihood and Kernel Density Estimation-Extensible Bayesian Algorithm），该方案的工作流程图如图 5 所示。

MLKB 首先利用核密度估计法对 FTM 测距模块搜集的数据集进行预处理，输出各个 AP 到 STA 的测量距离，其次对室内 AP 测距结果小于 10m 的

数据进行线性拟合, 将纠正后的测距结果代入基于紧邻 AP 策略的线性最小二乘法, 其输出作为定位算法的粗定位点输入, 再设计基于极大似然估计的目标函数, 赋予 AP 测距方差权重以根据测距结果的波动范围考察 AP 的“贡献”, 最后由贝叶斯算法迭代优化目标函数得到最终的预测位置。

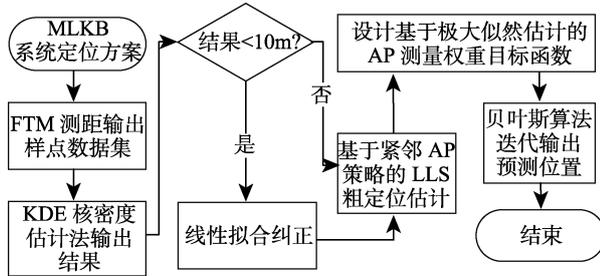


图 5 MLKB 系统工作流程图

MLKB 算法定位问题定义如下: 假设  $n$  个 AP, 其中第  $i$  个 AP 表示为  $AP_i$ , 每个 AP 各对 STA 进行  $m$  次 FTM 测量, 将  $m$  次测量结果进行核密度估计与线性拟合纠正, 得到  $AP_i$  的最终测距结果为  $d_i$ , 基于  $AP_i$  的  $m$  次测量结果标准差估计值  $std_i$ , 求 STA 的位置  $x, y$ 。

本节接下来的内容将重点介绍 MLKB 优化的核心思想——KDE 核密度估计法以及基于紧邻 AP 策略的线性最小二乘法和基于极大似然估计目标函数的设计优化。

#### 4.1 KDE核密度估计法

由于测量距离的误差具有非高斯性<sup>[4]</sup>, 因此使用多次测距结果的简单统计值如平均值来估计实际距离误差较大. 由于室内环境的复杂性 (如天花板、地板、砖墙或家具的摆放位置、角度等), 不同介质将导致产生不同分布的高斯误差, 从而影响最终的测距分布结果, 因此无法利用混合高斯模型求解测量距离的概率密度分布 (无法确定高斯混合模型数量  $K$ ). 而核密度估计法 (Kernel density estimation) 是一种基于数据样本来研究数据分布特征的方法, 它不需要提前了解数据分布的任何先验知识, 通常用来拟合未知的密度函数, 是一种非参数估计的检验方法<sup>[38]</sup>. 因此与通过离群点去除后的均值或中值测量距离作为结果的方式有所不同, 本文最终采用核密度估计法获取 STA 和 AP 之间的测量距离. 假设  $x_1, x_2, \dots, x_n$  共  $n$  个样本点满足独立同分布  $F$ , 设样本点的概率密度函数为  $f$ , 则有核密度公式:

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (4)$$

其中  $K(\cdot)$  为核函数 (非负、积分为 1, 符合概率密度性质, 并且均值为 0).  $h$  称作带宽, 其值平滑且大于零.  $K_h(x) = 1/h * K(x/h)$  称作缩放核函数。

#### 4.2 基于紧邻 AP 策略的线性最小二乘法

在线性最小二乘法 (LLS) 中, 线性方程组的构造需要选择方程组 (2) 中的一个方程作为被减项, 一般选择第  $n$  个方程. 比如文献<sup>[34]</sup>采用的则是朴素线性最小二乘法先进行粗定位. 在室内定位场景下, 当锚点数即 AP 的数量超过 3 个时, 方程组中的任一方程都可用来和其他方程相减得到线性方程组, 但此时位置估计值的误差容易受到方程选择的影响, 也就是当待定位点距离锚点越远, 定位精度越低<sup>[22]</sup>. 所以理论上应该选择测量距离最小的 AP 作为被减 AP, 以此来提高线性最小二乘法的定位精度。

基于以上思想, 则能通过线性最小二乘法得到待定位点的坐标, 将该坐标作为贝叶斯优化算法的迭代初始点坐标, 在初始点附近寻找更优解, 以防止算法在迭代过程中陷入局部最优。

#### 4.3 基于极大似然估计的目标函数设计

在单目标网络定位模型中, 本文将最小误差平方和函数作为定位迭代算法的优化目标, 因为每个 AP 到 STA 通过 FTM 方案测量的距离基本上都会存在一定误差, 理论上当  $f(x, y)$  越小, 表明预测位置到各个 AP 的距离与测量距离越接近:

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^n (\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - d_i)^2 \quad (5)$$

其中  $(x_i, y_i)$  表示  $AP_i$  的位置坐标,  $d_i$  表示  $AP_i$  到待测 STA 的测量距离, 参数  $x, y$  表示待测点的位置坐标, 那么贝叶斯算法的目标是通过迭代求得当函数  $f(x, y)$  取最小值时的参数  $x, y$  值。

由最小二乘法原理, 当取二次方的时候, 对参数的估计是当前样本下的极大似然估计. 定义样本  $d_i$ , 对样本的预测为  $\hat{d}_i \Big|_{\theta}$ , 该记法表示该预测依赖于参数  $\theta$  的选取, 易知在室内定位场景下  $\theta$  为待优化位置坐标,  $d_i$  表示  $AP_i$  测得的测量距离,  $\hat{d}_i \Big|_{\theta}$  表示在预测坐标下计算得到的欧氏距离, 则有

$$d_i = \hat{d}_i \Big|_{\theta} + \varepsilon_i \quad (6)$$

其中  $\varepsilon$  是误差函数, 通常认为满足  $N(0, \sigma_i^2)$  的正态分布, 则有

$$d_i \sim N(\hat{d}_i \Big|_{\theta}, \sigma_i^2) \quad (7)$$

要求  $\theta$  的极大似然估计, 即有当  $d_i$  在  $\theta$  的不同取值下出现概率最大. 令

$$L(\theta) = P(d_i; \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(d_i - \hat{d}_i|_{\theta})^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (8)$$

$$= \left( (2\pi)^{-\frac{n}{2}} \cdot \prod_{i=1}^n \sigma_i^{-1} \right) \exp\left( -\sum_{i=1}^n \frac{(d_i - \hat{d}_i|_{\theta})^2}{2\sigma_i^2} \right)$$

简化计算令:

$$l(\theta) = \ln L(\theta) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) + \ln\left(\prod_{i=1}^n \sigma_i^{-1}\right) - \sum_{i=1}^n \frac{(d_i - \hat{d}_i|_{\theta})^2}{2\sigma_i^2} = C - \sum_{i=1}^n \frac{(d_i - \hat{d}_i|_{\theta})^2}{2\sigma_i^2} \quad (9)$$

由于  $\sigma_i$  不随  $\theta$  的变化而变化, 仅和  $AP_i$  测得的测量距离数据有关, 则令  $l(\theta)$  的前两项为常数  $C$ . 要让  $L(\theta)$  取最大值, 即可取  $l(\theta)$  最大值, 因此将  $\sum_{i=1}^n \frac{(d_i - \hat{d}_i|_{\theta})^2}{\sigma_i^2}$  取最小值即可. 其中  $\sigma_i$  的估计值为  $std_i$ , 表示  $AP_i$  在一个采样点进行  $n$  次测量后的距离结果集的标准差. 一般情况下, 样本标准差可定义为

$$std = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (10)$$

其中  $\bar{x}$  表示样本测量平均值, 在室内定位场景下, 样本标准差表示在一个采样点进行  $m$  次 FTM 测量之后得到的无偏标准差.

根据上述推论, 进一步优化目标函数:

$$f_1(x, y) = \sum_{i=1}^n \frac{(\sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - d_i)^2}{std_i^2} \quad (11)$$

当利用方差作为分母的时候, 易得波动越大的测量数据方差越大, 代表所处的测量环境多径现象可能较多, 则需要减少该 AP 在测距过程的“贡献”, 即对该 AP 减小结果权重. 该目标优化函数实际上是一种加权最小二乘法思想, 通过极大似然估计证明了将测距方差作为权重的正确性和可靠性. 在定位场景下, 加权系数一般需要预先设定<sup>[39]</sup>, 本文所选择的权重则不需要经过先验知识, 通过测量数据的方差可直接得到各个 AP 的权重值.

## 5 MLKB 系统实现

MLKB 系统主要利用 802.11mc 协议提供的 FTM 精确时间测量技术和 Wi-Fi FTM Linux Tool 开源工具<sup>[5]</sup>来设计并实现单目标无线网络室内定位系

统, 本节接下来的内容主要介绍 MLKB 系统核心模块的设计与实现, 包括 FTM 测距模块、KDE 核密度估计输出模块、线性拟合纠正模块、基于紧邻 AP 策略的 LLS 粗定位模块、定位算法接口模块. MLKB 系统的总体框架结构如图 6 所示.

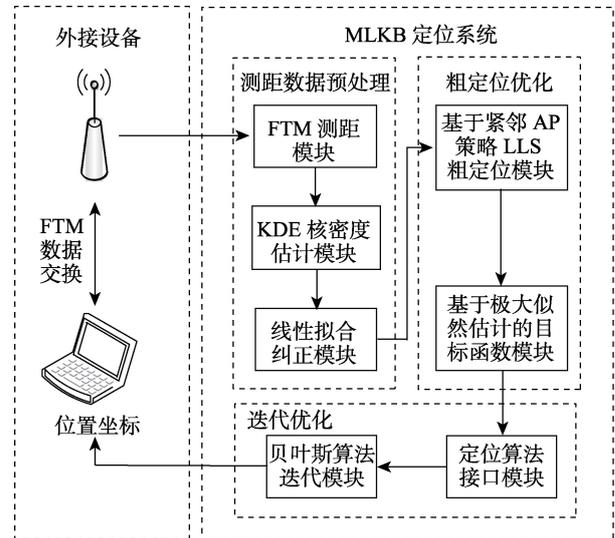


图 6 MLKB 系统框架结构

我们将系统按照模块解耦思想进行实现, 使得每一个模块可以独立运行并验证其增益效果, 此外还设计了诸如定位算法的接口模块, 在一定程度上增加了系统的可扩展性.

### 5.1 FTM测距模块

该模块的主要功能是搜集 AP 到 STA 的原始 FTM 测量数据集.

目前唯一能够获得访问 FTM 测量值的开放软件支持的工具 (一种具有实现 FTM 测距功能的 Linux 驱动程序的开源代码), 即提供支持 FTM 测量服务的无线网卡包括 Intel Wireless-AC 8260, Intel Dual Band Wireless-AC 8265 以及 Intel Wireless-AC 9260. 即使它们可以“支持”FTM RTT, 但不允许作为接入点, 因此不能作为 FTM RTT 应答器 (Responder). 我们为 STA 选择了 Intel 8260ac 无线网卡 (图 7(a)) 用于发送 FTM 请求, 使其能在 5 GHz 频段的 36、40、44 或 48 通道上能很好地运行.

在 AP 设备的选择上, 一些路由器具有响应 IEEE 802.11mc FTM RTT 请求的功能, 但在 802.11 的 Beacon 帧中通常不主动宣传 AP 具备这种功能 (仅在 Beacon 帧中的 EXTENDED\_CAPS 扩展功能字段体现), 因为它们在某些情况下可能还不能完全支持 FTM 测量, 结果可能会出现较大的测量错误、

频繁的异常值或当要求 AP “过于频繁” 的响应时崩溃。目前市场上比较流行的诸如：ASUS RT-ACRH13、ASUS RT-ACRH17、Netgear Orbi (RBR20)、Linksys EA6350 v. 3 AC 1200、Eero Pro 等能够支持 FTM 测量功能<sup>[40]</sup>。不同路由器的市场价格对比结果见表 1。其中 ASUS RT-ACRH17 路由器是面向家庭用户的一款高性能无线路由器，在众多支持 FTM 功能的路由器中属于相对廉价的产品，与 Mobicom<sup>[5]</sup> 中的 ASUS RT-ACRH13 属于同族路由器产品，由于 ASUS RT-ACRH13 在国内市场已经较难买到，并且为便于后期比较，我们最终选择了华硕 RT-ACRH17 路由器作为 AP (图 7(b))。

表 1 支持 FTM 的 AP 路由器市场价格对比

路由器名称	价格(元)
ASUS RT-ACRH13	445
ASUS RT-ACRH17	338
Netgear Orbi (RBR20)	599
Linksys EA6350 v. 3 AC 1200	350
Eero Pro	1380

值得注意的是，华硕 RT-ACRH17 在 2.4 GHz 频段使用高通 IPQ4019 芯片，在 5 GHz 频段使用高通 QCA9984 芯片，我们将在 5GHz 频段上进行 FTM 测试以获得细粒度的测距分辨率。



(a)配置 Intel 8260ac 无线网的 ThinkPad-T480 (b)具备 FTM 测量功能的 ASUS ACRH-17 路由器

图 7 MLKB 系统的 STA 与 AP 设备配置

当硬件设备与软件配置准备完毕，即可在 STA 端初始化 FTM 请求。我们使用 iw 命令行工具以及相应的补丁<sup>[41]</sup>将 FTM 功能添加到 iw 命令中，并使 STA 发送 FTM 请求来启动 FTM 进程。发出请求前需要获取有关 AP 的特定信息，以便发送 FTM 请求，此信息包括 MAC 地址，支持的带宽和频率。如果 STA 向不支持 FTM 功能的 AP 发送 FTM 请求，则该 AP 将不会响应，并且 STA 必须等待超时以返回不成功的测距状态。为了避免这种延迟，我们仅将 FTM 请求发送到支持 FTM 协议的 AP。

当 STA 向 AP 发送 FTM 请求，AP 收到请求并达成协议返回 ACK 之后，AP 便开始自动发送 FTM 帧，并等待 STA 发回的 ACK 以估计 RTT，此过程在专有固件中实现。为了从 RTT 中删除 STA 端上的处理时延，AP 会将捕获到的时间戳 (如图 1 中  $t_1$  和  $t_4$ ) 传输回 STA 中，再由 STA 中的专有固件计算 RTT。通过增加每一个 burst 中的 FTM 样本数，AP 可以按照顺序发送 FTM 帧，再由 STA 估计每一个 FTM/ACK 消息对的 RTT，但是最后只返回平均 RTT (ps) 以及相应的距离 (cm) 信息。

## 5.2 KDE核密度估计输出模块

该模块的主要功能是获得 FTM 测距模块的 FTM 数据集后，输出各 AP 到 STA 的测量距离。

值得注意的是，核密度估计并不是找到真正的分布函数，它通过核函数 (如高斯) 将每个数据点的数据+带宽当作核函数的参数，得到 N 个核函数，再线性叠加形成核密度的估计函数，归一化后即为核心密度概率密度函数。因此核密度估计的算法原理核心步骤描述如下：

- (1) 每一观测附近用一个正态分布曲线近似；
- (2) 叠加所有观测的正态分布曲线；
- (3) 归一化带宽参数用于近似正态分布曲线的宽度。

对于具体的核函数的选择，可证明在大样本情况下核函数在密度估计上具有渐近无偏性，相合性。即核密度估计在大样本的情况下对核函数的选择并不敏感，因此我们采用了默认的高斯核函数，采用其他核函数 (如 uniform, triangular, biweight, triweight 等) 也可以达到相似的估计效果。

KDE 核密度估计的算法伪代码描述见算法 1。拟合之后返回 kde 估计曲线的 x、y 坐标。通过寻找 y 坐标的最大值时的点 point，即可确定概率密度函数峰值的横坐标 kdefit\_x。该坐标值即为通过核密度估计法求得的 AP 到 STA 的测量距离。

### 算法 1. KDE 核密度估计法。

输入：所有 AP 到一个 STA 的测距数据集 dis\_data 矩阵

输出：所有 AP 的拟合函数峰值点横坐标 kdefit\_x 集合

1. 初始化所有 AP 的峰值点横坐标集合列表 x\_result=[]
2. FOR  $i=1$  to  $n$ , do
3. 提取  $AP_i$  的测距数据集 dis\_data[i]
4. 选择核函数与带宽 kernel='gau', bw='scott'
5. 新建 KDE\_FIT 对象，代入  $AP_i$  的测距数据列表进行 kde.fit 拟合
6. 计算 KDE 曲线 kdefit\_x, kdefit\_y 值

```

7. IF kdefit_y == max(kdefit_y), DO
8.     point = max(kdefit_y)
9.     x_result.append(point.kdefit_x)
10. ELSE
11.     x_result.append(NULL)
12. END
13. END
14. RETURN x_result

```

### 5.3 线性拟合纠正模块

该模块的主要功能是通过利用 LOS 环境下的测距数据，线性拟合纠正 AP 到 STA 距离过近时的测量距离。

以往的研究<sup>[4]</sup>和实验表明，即使在 AP 和 STA 特定组合下，在不同的环境中（室内环境、信道状态等）运行也存在不同的偏移量，所以必须对 AP 和 STA 的特定组合进行校准。当 STA 与 AP 的真实距离在 10m 以内的时候，测量距离普遍小于真实距离，并且当距离非常接近的时候（比如 STA 和 AP 仅相隔 1m），测量距离甚至会出现负值。这是 FTM 测量固件内部自带的偏移纠正算法导致的<sup>[5]</sup>，因此为了避免距离过近导致测量结果偏小或为负值，当测量距离的数据小于 10m 的时候，可以认为 STA 与 AP 存在 LOS 的视线环境，同时文献<sup>[5]</sup>中提到飞行时间与距离成线性关系，测量距离与真实距离之间存在着某种因固件产生的固定纠正关系，这允许测距误差几乎与距离无关。因此有必要通过无障碍走廊测量前 10m 的 LOS 数据，拟合出真实距离与测量距离的线性关系，并将其运用到实际的定位场景中。

### 5.4 基于紧邻 AP 策略 LLS 粗定位模块

该模块的主要功能是利用基于紧邻 AP 作为被减项构建正规方程的 LLS 算法进行粗定位，将粗定位坐标作为定位算法的迭代初始点坐标，在初始点附近寻找更优解，以防止算法在迭代过程中陷入局部最优。

算法伪代码描述见算法 2。首先通过已知的 AP 位置信息和经核密度估计线性拟合得到的测距信息构建 AP 的状态矩阵，将矩阵代入线性最小二乘法，构建正规方程矩阵，将测距结果最小的 AP 数据作为矩阵中位置和距离信息的被减项，最后通过正规方程即可求出 STA 的粗定位坐标。

#### 算法 2. 基于紧邻 AP 策略 LLS 算法。

输入：包含  $AP_i$  位置  $(x_i, y_i)$  与测距信息  $d_i$  的状态矩阵  $T$

输出：STA 粗定位坐标  $(x_0, y_0)$

1. 从  $T$  中提取  $AP_i$  测距信息  $dis=[d_1, d_2, \dots, d_i, \dots, d_n]$

```

2. 取  $min\_d = \min(dis)$ 
3. FOR  $i=1$  to  $n$ , DO
4.     IF  $dis[i]==min\_d$ , DO
5.         以  $(x_i, y_i)$  与  $d_i$  为被减项分别构建 LLS 矩阵  $A, B$ 
6.         构建正规方程  $\hat{X} = (A^T A)^{-1} A^T B$ 
7.         RETURN  $x_0, y_0$ 
8.     END
9. END

```

### 5.5 定位算法接口模块

该模块的主要功能是对接贝叶斯算法模块，通过迭代优化给定目标函数，输出待定位 STA 的最终位置坐标。

为了考虑 MLKB 算法的可扩展性，我们在贝叶斯算法迭代前定义了算法接口模块，当未来出现效果更好的算法时不必拘泥于贝叶斯算法。在室内定位场景下，算法的接口模块设计流程如下：

- (1) 定义基于极大似然估计的目标函数；
- (2) 封装 AP 的位置与测距信息状态矩阵；
- (3) 选择迭代初始点，即粗定位坐标；
- (4) 确定迭代范围，迭代次数，迭代阈值；

其中第 2 步的 AP 位置信息主要包括了 AP 的平面或空间坐标，测距信息包括了测距结果和原始数据集的标准差，结合基于极大似然估计的目标函数协同优化。第 4 步的迭代范围是在粗定位点附近如 10 米内，当所有参数设置完毕后，即可代入封装算法，由算法迭代输出定位结果。

## 6 MLKB 系统实验与评估

### 6.1 实验环境与准备工作

#### 6.1.1 FTM 测距数据搜集计划

当通过 Ranging Test 之后，便可开始制定距离测量实验计划。为了能准确验证室内 FTM 模块的米级精度测距效果，我们选择在清华大学李兆基科技大楼五楼走廊进行实验数据的搜集。该楼层平面图展示见图 8。为了保证 STA 与 AP 之间真实距离测量的可靠性，我们以走廊地砖的宽度（60cm×60cm）为一个单位进行移动，并在整个过程中保持 STA 与 AP 在同一水平高度上（高于地面 60cm）。

最后设定具体实验计划：首先绘制 XY 坐标系，将 AP 固定在 (0, 0) 处；其次设定前两条走廊的 STA 的移动轨迹，分别沿着 X 轴和 Y 轴正半轴按地砖单位进行移动，第三条走廊的 STA 移动轨迹为先沿着 Y 轴正半轴按地砖单位进行移动，然后向西进入 A549-2 房间所在的拐角走廊按地砖单位进行移动，

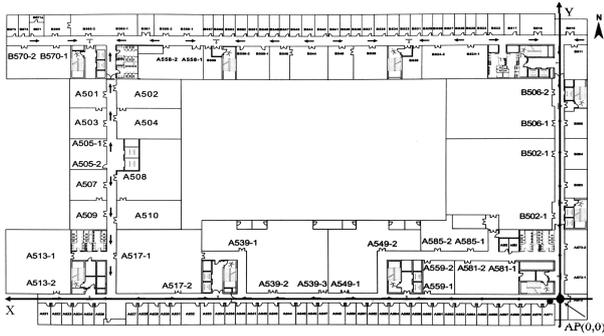


图 8 验证 FTM 模块测量精度场地平面图

再向南按地砖单位移动到与 X 轴正半轴交汇处；最后在每一个采样点处测量 1000 组有效数据。

选择以上 3 条走廊作为数据搜集场地的原因是 3 条走廊各自具有比较明显的特征，能够代表室内建筑物环境的大多数情况。其中 X 轴所在的走廊无障碍物，STA 与 AP 之间无视线阻碍，属于视线（LOS）环境；Y 轴所在的走廊在 STA 移动过程中会遇到两扇闭合的木质门，STA 与 AP 之间存在弱障碍，属于非视线（NLOS）环境；最后的拐角走廊会随着 STA 移动过程中，STA 与 AP 之间出现承重墙和房间的视线阻挡，且当 STA 接近或到达 A549-2 房间附近时阻挡影响最大，故此时 STA 与 AP 之间存在强障碍，属于 NLOS 环境。

### 6.1.2 室内定位环境与算法参数设置

本文进行评估算法定位精度的数据集主要参照 6.1.1 节介绍的测距数据搜集方法，分别在室内 LOS，室内弱 NLOS 环境和室内强 NLOS 环境下搜集定位数据集，这三类环境可充分代表室内的大部分障碍物对信号干扰强度的场景类别，LOS 环境定位数据搜集场景与室内平面图见图 9，弱 NLOS 环境定位数据搜集场景与室内平面图见图 10，强 NLOS 环境定位数据搜集场景与室内平面图见图 11。其中对弱 NLOS 定义是在 STA 和 AP 之间的视线存在单一类型的障碍物阻挡（图 10 场景下指乒乓球桌）；对强 NLOS 定义是在 STA 和 AP 之间的视线存在复杂类型障碍物阻挡（图 11 场景下指办公桌，电脑、打印机等其他电子设备，移动的人等）。

在算法定位精度比较上，我们在室内 LOS 环境下搜集了 11 个采样点，采样点呈均匀分散分布，室内 LOS 环境的房间长 15.6m、宽 8.4m、高 2.8m 左右，除天花板和地板外可能产生多径效应外无其余障碍物遮挡，因此可以将主要精力放在算法各模块的定位精度验证提高上。结合 FTM 的测距原理和特点，本文认为 FTM 定位普遍适用于如图 10 的室内弱 NLOS 环境，因此我们在相同结构但存在障碍物

阻挡的室内弱 NLOS 环境下收集 70 个采样点，采样点呈均匀密集分布，以充分验证不同算法的定位效果。最后在室内强 NLOS 环境下收集 12 个采样点，采样点呈随机分散分布，以进一步验证算法在不同房间和障碍环境下的定位泛化能力。为充分保证测距结果的数据分布特征完整，本文在每处采样点收集了 100 组定位数据，每组定位数据包括各个 AP 到 STA 的测量距离信息，实验验证收集 100 条测距数据的平均消耗时间是 4~5 秒。

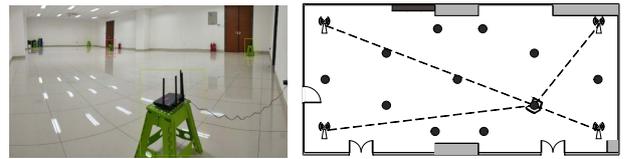


图 9 室内 LOS 环境定位数据搜集场景

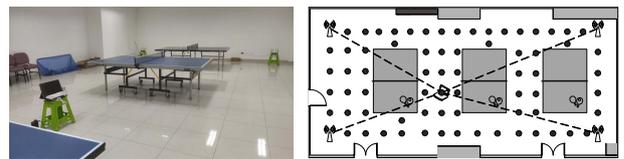
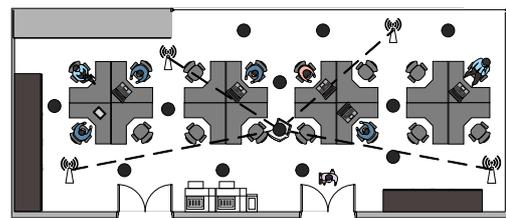


图 10 室内弱 NLOS 环境定位数据搜集场景



图 11 室内强 NLOS 环境定位数据搜集场景



(b) 室内平面图(黑点表示采样点)

图 11 室内强 NLOS 环境定位数据搜集场景

通过对测量数据的分析和算法性能上的权衡考虑，在进行多次实验后确定了数据搜集和算法实现方面的关键参数，具体信息设置如下：

- (1) 无线网络处于 5GHZ；
- (2) FTM Request 请求命令： $spb=5$ ， $asap=1$ ， $cf$  处于 5500-6000 之间；
- (3) 每个采样点 FTM burst 搜集次数：100 次；
- (4) 牛顿迭代法：最大迭代次数=500，步长变

化阈值 $=10^{-8}$ ;

(5) 模拟退火算法: 参数范围在 LLS 算法结果的 $[-10\text{m}, 10\text{m}]$ ,  $Markov\_chain=50$ ;

(6) 贝叶斯算法: 参数范围在 LLS 算法结果的 $[-10\text{m}, 10\text{m}]$ ,  $n\_iter=100$ .

## 6.2 MLKB系统可行性评估

本节内容首先验证了 FTM 测距模块的测距精度, 之后对 MLKB 其余核心模块进行了增益效果评估, 以验证各模块设计的可行性和正确性. 为验证各部分模块在 MLKB 算法中体现的定位精度提升效果, 我们在利用原始贝叶斯算法定位的基础上, 依次增加 KDE 核密度估计模块、线性拟合纠正模块、基于紧邻 AP 策略的 LLS 粗定位模块和基于极大似然估计的目标函数等优化方案, 逐步验证各个模块的定位精度增益效果, 直至最后组成完整的 MLKB 算法.

### 6.2.1 FTM 测距模块精度验证评估

为了让定位建模过程更加清晰, 在实际测量的过程中, 本文忽略有人经过以及开关门等对 STA 和 AP 视线产生干扰的情况对数据测量产生的影响. 其中实地测量场景见图 12.



图 12 FTM 测距数据搜集场景

为了验证 FTM 在室内的复杂环境下是否能达到米级精度的测距效果, 我们对三条具有 STA/AP 视线阻碍代表性特征的走廊分别进行了测量数据的

搜集, 反映三条走廊的 STA/AP 视线阻碍强度的特征环境可分别概括为无障碍、弱障碍和强障碍环境. 其中沿 X 轴移动进行测量的走廊视为无障碍走廊, 沿 Y 轴移动进行测量的走廊视为弱障碍走廊, 最后需要通过拐角的走廊视为强障碍走廊.

为了进一步对比研究三条走廊的真实距离与测量距离之间的偏移关系, 对偏移误差定义如下:

$$offset = real\_dis - mear\_dis \quad (12)$$

其中  $real\_dis$  表示 STA 与 AP 之间的真实距离,  $mear\_dis$  表示 STA 根据 RTT 计算得到的测量距离. 因此三条走廊的真实距离与测量距离之间的偏移误差  $offset$  与对应的累积分布函数见图 13.

在弱障碍走廊中, 中值  $offset$  的分布普遍在  $-2\text{m}$  到  $2\text{m}$  之间, 通过与无障碍走廊的中值  $offset$  进行对比, 可以发现误差在  $2\text{m}$  以内的数据比例高于无障碍走廊; 在强障碍走廊中, 中值  $offset$  的分布普遍在  $-10\text{m}$  到  $2\text{m}$  之间且呈现出均匀分布, 在 NLOS 环境下测量距离普遍偏大. 说明在室内 LOS 环境下, 测量距离偏移误差也只有接近 50% 的数据在  $1\text{m}$  精度以内, 由于室内环境普遍存在障碍物阻挡, 因此达到米级精度将会更加困难.

### 6.2.2 KDE 核密度估计过程评估

利用核密度估计法, 我们将概率密度最大时的测量距离 (KDE 函数峰值点的横坐标) 作为最终 STA 到该 AP 的测距结果. 其中在无障碍环境下真实距离为  $0.6\text{m}$  处采样点的 1000 条数据, 利用核密度估计获得峰值点的效果见图 14. 横坐标是 1000 次测量得到的测量距离, 纵坐标是概率密度.

为了进一步验证核密度估计法的定位效果优于采用平均/中值测量距离的定位效果, 我们利用三条障碍环境走廊下搜集的数据集, 分别研究核密度估计法得到的测量距离相对于平均测量距离更接近于

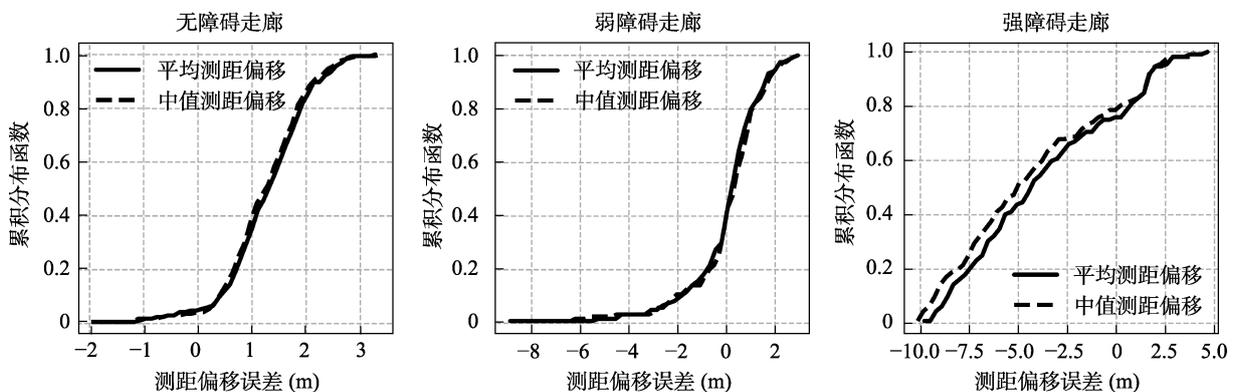


图 13 三条走廊下的平均与中值测量距离偏移误差  $offset$  累积分布函数

真实距离的数据占比,由图 13 发现平均测量距离和中值测量距离结果差异不大,因此本文将平均测量距离作为比较对象,结果见表 2.

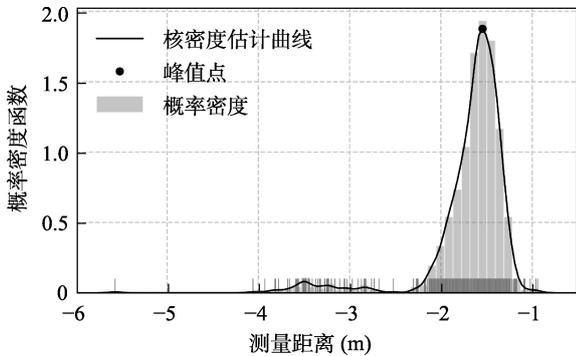


图 14 无障碍环境下 AP 与 STA 真实距离在 0.6m 处的核密度估计过程 (取峰值点横坐标作为该采样点的测距结果)

表 2 KDE 核密度估计评估结果 (不同障碍环境下核密度测量距离相对于平均测量距离更接近真实距离占比)

	核密度接近点数	采样点数	优势占比
无障碍走廊	122	166	73.49%
弱障碍走廊	54	113	47.79%
强障碍走廊	24	112	21.43%

可以发现在无障碍环境下,核密度测量距离更加接近真实距离的数据比例可达 73.5%,在弱障碍环境下也有 47.8%的数据更接近真实距离,随着障碍环境的影响逐渐增强,核密度测量距离将不再占有优势,在强障碍环境下仅有 21.4%的数据更接近真实距离.对于室内定位的真实场景而言,AP 与 STA 的视线所处的状态通常在无障碍与弱障碍环境下,即使处在强障碍环境下(如出现强障碍走廊的承重墙与拐角),该 AP 的测距“贡献”将在极大似然估计的目标函数下得到弱化,因此在室内的 LOS 环境下,使用核密度估计法作为测量距离会占一定优势.

最后我们将该模块与原始贝叶斯算法相结合,验证核密度估计产生的增益效果,通常朴素贝叶斯算法的定位方案可以设计如下:

(1) 通过 FTM 模块得到测量距离数据集;

(2) 对数据集进行基于聚类的离群点检测并去除后取剩余数据平均值(因为平均值受异常值影响较大)作为 AP 的测距结果;

(3) 将各 AP 的测距信息代入朴素线性最小算法得到粗定位结果;

(4) 利用朴素贝叶斯算法通过迭代优化最小误差平方和函数(公式(5))得到定位结果.

因此利用 KDE 核密度估计法后,将会替代步骤 2 输出 AP 的测距结果.利用在 LOS 环境(图 9)下搜集的定位数据集,得到改进前后的定位误差累积分布函数如图 15 所示.

显然,当原始贝叶斯定位算法加入核密度估计方案以后,总体误差精度得到了明显提升,平均误差从 1.90m 下降到 1.42m,最大误差从 6.20m 下降到 4.54m,米级精度数据占比从 19% 上升至 29% 左右.由此验证了核密度估计模块的正确性.

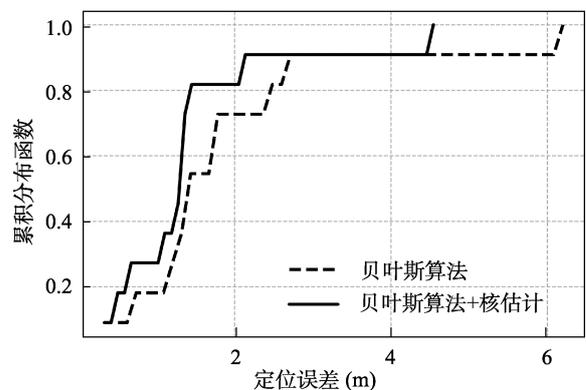


图 15 核密度估计精度增益评估

### 6.2.3 线性拟合纠正模块评估

在该模块的评估中,首先需要通过实验验证 LOS 环境下线性拟合测距的必要性,证明在真实距离过近时测量距离普遍偏小.本节以 6.1.1 中提到的无障碍走廊为例,分析了测量距离与真实距离的变化关系.

沿 X 轴移动进行测量的无障碍走廊数据测量结果见图 16.可以发现在室内 LOS 环境下,真实距离

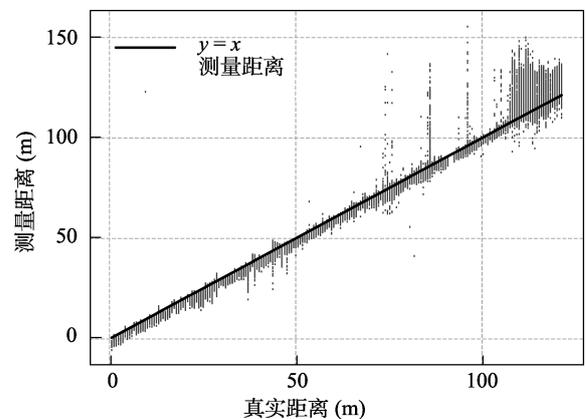


图 16 无障碍走廊下测量距离与真实距离的关系(不同真实距离下的采样点进行 1000 次 FTM 有效测量)

在 60m 内, 测量距离普遍偏小; 在 60m 之外测量距离由于多径问题 (走廊的天花板、地面及墙面导致的信号反射) 产生了较大的偏差, 真实距离到了 100m 后, 测量距离普遍偏大。

因此, 本文对 LOS 环境下前 10m 的测试结果数据进行线性拟合纠正, 针对本实验中所使用的 ASUS ACRH-17 路由设备, 当 AP 测量距离小于 10m 的时候, 得到测量距离偏移拟合纠正公式如下:

$$\begin{aligned} \text{mear\_dis}' = \\ 0.8956656 * \text{mear\_dis} + 1.51254636 \end{aligned} \quad (13)$$

上述拟合纠正结果是针对本文采用的路由设备在室内 LOS 环境下训练得到, 对于同种设备的纠正参数相同。当 AP 和 STA 距离过近时 (如 10m) 才会触发该模块执行拟合功能, 从而纠正由于 AP 和 STA 过近导致测量距离太小甚至是出现负值的情况。一般可认为当 AP 和 STA 过近时处于 LOS 环境, 此时测量结果受室内环境影响较小, 并且对于同类型设备仅需要一次训练, 之后的定位中可直接复用该模型参数。若因设备原因或环境因素需要重新训练, 数据集只需要搜集 10m 以内的即可, 通过调用 numpy.polyfit 库, 经验证对同种设备的训练在 3s 内即可完成。

最后我们同样将该模块以增量开发形式加入原始贝叶斯算法中, 即在步骤 2 利用核密度估计方法输出测距结果的基础上, 对小于 10m 的测距结果进行自适应纠正。得到改进前后的定位误差累积分布函数如图 17 所示。

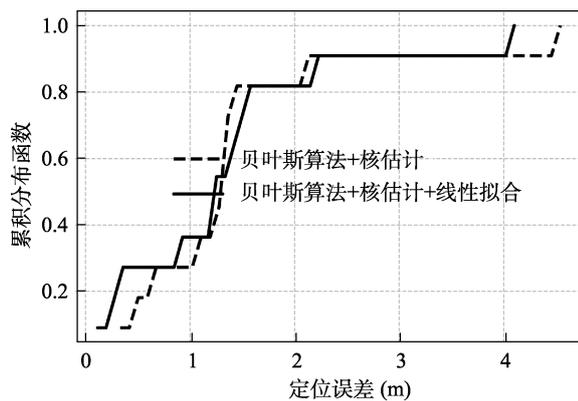


图 17 线性拟合纠正精度增益评估

当进一步加入线性拟合纠正模块以后, 总体误差精度进一步提升, 平均误差从 1.42m 下降到 1.33m, 最大误差从 4.54m 下降到 4.10m, 米级精度数据占比从 29% 上升至 38% 左右。由此验证了线性拟合纠正模块的正确性。

#### 6.2.4 基于紧邻 AP 策略的 LLS 粗定位模块评估

在 LLS 粗定位模块对于不同 AP 选择为被减项构建正规方程的评估方法中, 本文选择了室内定位场景 (图 11) 下搜集到的一个真实测试用例, 将 AP 的状态矩阵代入 LLS 算法。该测试用例的特征如下:

(1) 未知点 STA 的待测真实坐标 (8.4m, 3.6m);

(2) 采用 4AP 定位, AP 的坐标与在 spb=5 (设置每次 burst 中的 FTM 消息发送次数为 5) 时的测量距离分别为:

AP<sub>1</sub>: 坐标 (0m, 0m), 测量距离 8.619m;

AP<sub>2</sub>: 坐标 (3.6m, 3.6m), 测量距离 4.4342m;

AP<sub>3</sub>: 坐标 (14.4m, 4.2m), 测量距离 6.777m;

AP<sub>4</sub>: 坐标 (15m, 0.6m), 测量距离 6.4166m。

在构建 LLS 算法正规方程时, 将 4 个 AP 分别作为被减项, 得到的 4 个预测坐标结果见表 3。其中第一个值为 X 坐标, 第二个值为 Y 坐标。通过计算预测坐标与真实坐标的距离, 发现选择第二个 AP 作为被减项时的预测坐标与真实坐标间的距离最近, 由此验证了选择测量距离最小的 AP 作为被减 AP 的合理性。

表 3 选择不同 AP 作为被减项构建 LLS 正规方程的粗定位结果 (单位: m)

	坐标 X	坐标 Y	偏移误差
采样点	8.4	3.6	0
AP <sub>1</sub>	8.40764901	1.98487084	1.6151472721817928
AP <sub>2</sub>	8.19073576	2.27717632	1.339273687679826
AP <sub>3</sub>	8.24489388	1.30565413	2.2995827620782667
AP <sub>4</sub>	8.42463526	1.43097352	2.1691663760478264

最后我们同样将该模块与朴素贝叶斯算法进行增量结合, 即将步骤 3 中的朴素 LLS 算法改进为基于紧邻 AP 策略的 LLS 算法。得到改进前后的定位误差累积分布函数如图 18 所示。

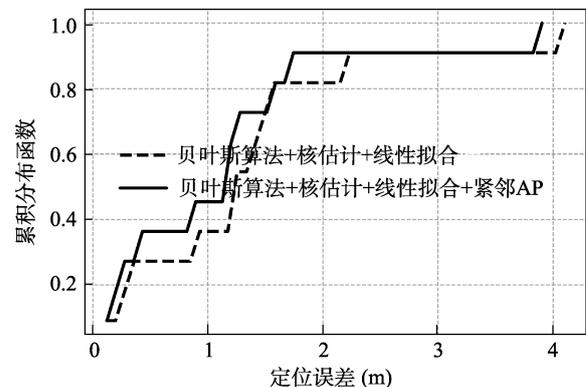


图 18 基于紧邻 AP 策略 LLS 算法模块精度增益评估

当进一步加入基于紧邻 AP 策略的 LLS 算法模块以后, 总体误差精度进一步提升, 平均误差从 1.33m 下降到 1.13m, 最大误差从 4.10m 下降到 3.90m, 米级精度数据占比从 38% 上升至 43% 左右. 由此验证了该模块的正确性.

6.2.5 基于极大似然估计的目标函数评估

本文在迭代算法的目标函数上, 对每个 AP 增加了权重分配思想, 为了验证加权方差目标函数的有效性, 分析了在 LOS 环境下搜集得到的定位数据特征, 主要比较了  $AP_i$  在每个采样点处各自取得的  $offset_i$ , 以及在采样点处取得的测量距离标准差  $std_i$ , 详细数据见表 4.

表 4 LOS 环境下定位数据 (单位: m)

$offset_1$	$offset_2$	$offset_3$	$offset_4$	$std_1$	$std_2$	$std_3$	$std_4$
0.73	-0.54	-0.37	-0.18	0.30	0.19	0.27	0.23
0.66	-0.51	-0.31	-0.20	0.68	0.34	1.05	0.35
0.82	-0.54	-0.28	-0.01	0.89	0.26	0.58	0.31
0.64	-0.69	-0.32	-0.12	0.28	0.25	0.40	0.21
0.68	-5.29	0.64	1.62	0.19	1.02	0.28	0.42
0.98	0.85	-0.08	0.98	0.30	0.32	0.23	0.70
0.38	-2.17	0.95	0.53	0.20	1.82	0.41	0.46
0.41	-1.87	1.26	0.61	0.27	0.59	0.27	0.59
1.64	1.25	-0.11	1.00	0.60	0.42	0.20	0.49
2.60	0.42	1.71	-1.76	0.36	0.43	0.53	0.60
2.75	0.18	1.50	-1.54	0.34	0.52	0.30	0.91

其中将每个采样点的  $offset$  绝对值的最大值、 $std$  的最大值均通过加粗突出. 可以发现二者最大值的匹配程度可达 63.6%. 如果  $offset$  绝对值越大, 则对函数拟合的干扰程度越大, 需要想办法尽可能减小“异常偏离”的测量距离对目标函数的影响. 因此也进一步验证了将目标函数加入方差作为惩罚因子的有效性和可行性, 以减少某个测量数据不稳定的 AP 在测距过程的“贡献”.

最后我们将该模块以增量形式加入朴素贝叶斯算法, 也就成为了本文的 MLKB 算法, 即在步骤 4 中将优化函数改进为基于极大似然估计的目标函数. 得到改进前后误差累积分布函数如图 19 所示.

当进一步改进目标函数以后, 总体误差精度进一步提升, 平均误差从 1.13m 下降到 0.91m, 最大误差从 3.90m 下降到 1.89m, 米级精度数据占比从 43% 上升至 62% 左右. 由此验证了 MLKB 算法的正确性.

6.3 定位实验结果分析与评估

本节主要对 MLKB 算法的室内定位精度进行验

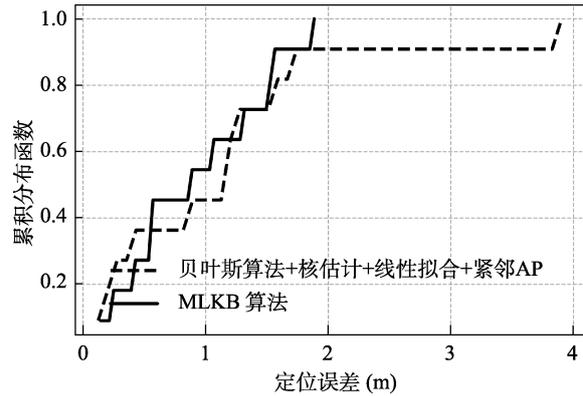


图 19 基于极大似然估计的目标函数精度增益评估

证和评估. 分别验证 MLKB 算法在 LOS 环境和弱 NLOS、强 NLOS 环境下的定位效果, 并和以往常见室内定位算法如朴素线性最小二乘法、牛顿迭代法、模拟退火算法和贝叶斯算法在相同数据集下进行定位精度对比.

6.3.1 室内 LOS 环境算法定位精度评估

首先验证各算法在室内 LOS 环境下 (图 9) 的定位效果, 除 MLKB 算法外, 其余算法均结合去除离群点后的 FTM 平均测量距离以及最小误差平方和函数得到室内定位结果. 最后得到不同算法在室内定位误差的累积分布函数如图 20 所示, 具体定位精度指标对比如表 5 所示.

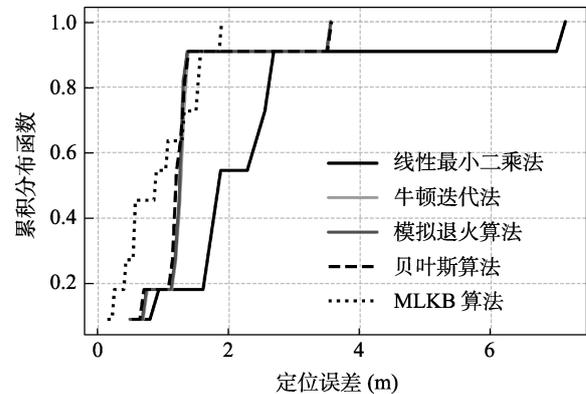


图 20 室内 LOS 环境下算法定位精度对比

表 5 LOS 环境下各算法定位精度对比

	LLS	Newton	SA	Bayesian	MLKB
平均误差(m)	2.3271	1.3529	1.3420	1.3224	0.9112
最大误差(m)	7.1307	3.5546	3.5504	3.5619	1.8853
米级精度数据占比	19%	19%	19%	19%	62%

由图表分析可得, 在 LOS 环境且未对测量数据和算法做任何改进的情况下, 除 MLKB 算法有接近

62%的数据集达到了米级精度，其余所有算法仅有19%的数据集达到了米级精度的定位；从平均误差指标上看，算法精度效果从高到低分别为 MLKB 算法、贝叶斯优化算法，其次模拟退火算法和牛顿迭代法，最后是线性最小二乘法。其中贝叶斯算法，模拟退火算法和牛顿迭代法的定位效果非常接近，90%的数据达到了 2m 的定位精度；线性最小二乘法仅有接近 57%的数据达到了 2m 的定位精度。再从 1100 条定位数据分析得到，MLKB 算法最大误差属所有算法中最小，达到 1.8853m，朴素贝叶斯优化最大误差略差于模拟退火算法和牛顿迭代法，最大误差可达到 3.4~3.6m，而线性最小二乘法的最大定位误差则在 7m 之外。

因此通过相同 LOS 环境数据集下的定位精度对比，可以得到算法的初步定位结果，除了 MLKB 算法米级精度较高，其余算法的效果并不理想。

### 6.3.2 室内弱 NLOS 环境算法定位精度评估

为了充分验证 MLKB 算法在室内弱 NLOS 环境下（图 10）的定位效果，得到在室内 70 个采样点下不同算法定位误差的累积分布函数如图 21 所示，具体定位精度指标对比如表 6 所示。

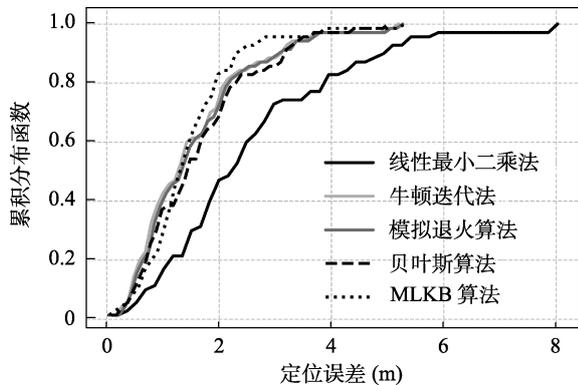


图 21 室内弱 NLOS 环境下算法定位精度对比

表 6 室内弱 NLOS 环境下各算法定位精度对比

	LLS	Newton	SA	Bayesian	MLKB
平均误差(m)	2.5363	1.4855	1.5334	1.6038	1.4350
最大误差(m)	8.0251	5.1929	5.2678	5.0148	5.2962
90%精度(m)	4.8898	3.0060	3.0295	3.1610	2.2290
标准差(m)	1.6784	1.0721	1.0762	1.0388	0.8708
米级精度数据占比	17%	43%	40%	38%	30%

可以发现在室内定位的弱 NLOS 场景下，平均定位误差相对最低的算法是 MLKB 算法，其次是牛顿迭代法、模拟退火算法、贝叶斯算法和线性最小二乘法。在采样点数量较多的情况下，有必要验证

算法对于大部分数据的定位精度和定位稳定性，对于 90%的采样点数据集，MLKB 算法的定位精度能够达到 2.3m 以内，其余的算法精度均在 3m 以上。而最大误差除了线性最小二乘法达到了 8m，其余算法均在 5m 左右并且差距较小。在米级精度的定位效果中，牛顿迭代法数据占比最高，MLKB 算法没有比较明显的优势，但从定位误差标准差来看，仅 MLKB 算法波动最小，其余算法均超过了 1m。

因此可以进一步得到的结论是，当室内环境存在着有一部分干扰信号的障碍物时（如本文图 10 中的乒乓球桌和铁质支架），所有算法的定位精度都会下降，但 MLKB 算法的平均精度依然是所有算法中最高的，在本例中，MLKB 算法和牛顿迭代法发挥了比较出色的定位效果，二者的平均误差均在 1.5m 以内，虽然牛顿迭代法米级精度较高，但其余指标均没有体现出优势，因此在大样本集下从平均定位精度和稳定性等方面综合考量，MLKB 算法会更胜一筹。此外 MLKB 算法的总体数据误差控制在了两米的精度范围内，因此在室内弱障碍环境（如停车场）或者定位精度要求不太高的应用场景下可以适用。

### 6.3.3 室内强 NLOS 环境算法定位精度评估

随后我们在图 11 的环境下搜集的室内强 NLOS 环境采样点数据集，进一步验证优化后的算法在不同的室内场景下的定位泛化效果，得到不同算法在室内定位误差的累积分布函数如图 22 所示，具体定位精度指标对比如表 7 所示。

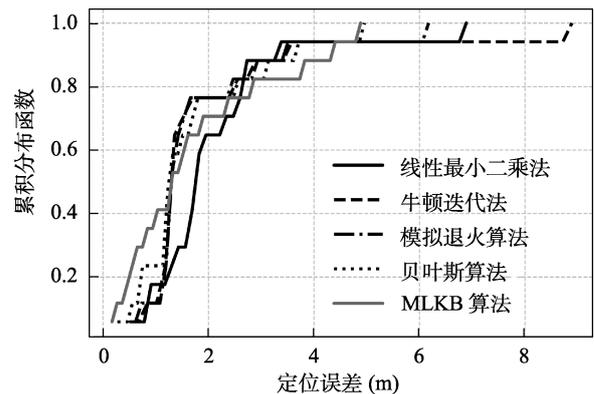


图 22 室内强 NLOS 环境下算法定位精度对比

表 7 室内强 NLOS 环境下各算法定位精度对比

	LLS	Newton	SA	Bayesian	MLKB
平均误差(m)	2.0814	1.7961	1.9503	1.6744	1.7331
最大误差(m)	6.8882	6.1746	8.8920	4.9573	4.8850
米级精度数据占比	18%	12%	12%	24%	41%

可以发现在室内定位的复杂真实场景下, 平均定位误差相对最低的算法是贝叶斯算法, 其次是 MLKB 算法、牛顿迭代法、模拟退火算法和线性最小二乘法。虽然 MLKB 算法平均误差略高于朴素贝叶斯算法, 但其米级精度数据占比可以达到 41%, 相比原始贝叶斯算法米级精度提升 17%, 并且最大误差进一步减小。同时在进行多次实验后发现贝叶斯算法的定位结果也是四个算法中波动最大的, 最好时最大定位误差在 3.8m 以内, 最差时可达 12m。牛顿迭代法的运行结果相对稳定, 模拟退火算法在 NLOS 环境下米级定位效果和牛顿迭代法类似, 不及线性最小二乘法。

#### 6.3.4 算法总体定位效果评估

本小节汇总了上述三个小节的实验结果, 总结算法在室内环境下的综合评估结果见表 8。本文的目标是尽可能提升算法在室内环境下的定位精度, 因此我们提取出不同室内环境下的平均误差和米级精度占比作为算法的重要定位精度指标, 同时列出

了三种场景下的总平均误差和总平均米级定位精度占比, 以更加全面的评估算法的定位效果。最后我们统计了在不同场景下, 各算法的平均误差和米级精度占比排名, 显然平均误差越小, 排名越高; 米级精度占比越大, 排名越高。按照排名次序分别换算成分数, 如第一名 5 分, 第二名 4 分, 第三名 3 分, 第四名 2 分和第五名 1 分的规则进行换算, 得到最后的分数总计结果, 以更加直观判断算法的定位精度优势差异。

因此从表中可以得到的结论是, 仅 MLKB 算法的总平均误差控制在了 1.5m 的精度以内, 米级定位精度可达到约 45%。在室内环境下, 相对于线性最小二乘法、牛顿迭代法、模拟退火算法和贝叶斯算法, MLKB 算法体现出了更强的泛化能力和更高的定位精度, 通过分数排名可以直观验证 MLKB 算法的优越性。由此说明了 MLKB 算法在 AP 数目有限的情况下尽可能提高了定位精度并达到了“性价比高”且令人满意的效果。

表 8 各算法重要定位精度指标综合排名对比

室内环境	重要定位指标	定位算法				
		LLS	Newton	SA	Bayesian	MLKB
LOS	平均误差(m)	2.3271	1.3529	1.3420	1.3224	0.9112
	米级定位精度占比	19%	19%	19%	19%	62%
弱 NLOS	平均误差(m)	2.5363	1.4855	1.5334	1.6038	1.4350
	米级定位精度占比	17%	43%	40%	38%	30%
强 NLOS	平均误差(m)	2.0814	1.7961	1.9503	1.6744	1.7331
	米级定位精度占比	18%	12%	12%	24%	41%
三种场景下总平均误差(m)		2.3149	1.5448	1.6086	1.5335	1.3598
三种场景下总平均米级精度占比		18%	24.67%	23.67%	27%	44.33%
排名换算分数总计		11	20	18	22	26

## 7 结束语

本文主要探讨了室内场景下的基于 FTM 精确时间测量的无线网络定位技术, 提出了一套单目标网络定位解决方案 MLKB, 该方案对 AP 的测距数据进行了采集并对 FTM 测量米级精度效果进行了验证, 结果表明在室内 LOS 环境下, 测量距离的偏移误差有接近 50% 的数据结果在米级精度以内。将最终的测距结果数据集进行核密度估计优化以及线性拟合纠正, 其效果优于去除离群点后的平均或中值测量距离, 数据优势占比 73.5%。并对定位算法正式迭代前的目标函数、初始点选择、迭代范围与次数等选取进行了研究与优化。

在 MLKB 方案评估中, 本文在相同室内定位数据集下对比验证了 MLKB 算法、线性最小二乘法、牛顿迭代法、模拟退火算法以及贝叶斯优化算法定位精度, 最终实验结果表明在室内 LOS 环境下, MLKB 算法相比贝叶斯优化算法米级精度提升 43%, 相比 Mobicom<sup>[5]</sup>利用的标准非线性迭代最小二乘算法效果提升了 43%。实验结果表明 4AP 协同定位的 MLKB 算法, 在室内 LOS 环境下的定位米级精度可以达到最高约 62%, 在室内强 NLOS 环境下定位米级精度可达到 41% 左右。

随着的 802.11mc 协议的普及和 Wi-Fi 的发展, 本文提出的 MLKB 算法将可以在具有 FTM 测量功能的 AP 设备的室内定位系统中广泛运用。未来的

研究工作主要有: (1) 针对室内的真实应用场景实施目标的三维定位; (2) 从探测未知 AP 位置的角度出发, 通过移动 STA 进行周期性广播定位溯源; (3) 开发在设备移动过程的可视化定位工具, 从而更好地分析室内不同环境下障碍物对定位偏移的影响。 (4) 本文目前提出的算法没有考虑实时定位的需求, 一般适用于准实时定位的应用场景, 比如判断室内的扫地机器人的经过路径, 以及停车场内寻找停放车辆的位置。若需要尽可能满足实时性, 未来可通过多线程或是降低测量次数的办法提升时间上的性能, 将算法实时性问题进一步优化提升, 以扩大需求应用场景。

### 参 考 文 献

- [1] Wi-Fi CERTIFIED Location. Available: <https://goo.gl/BSUCdG>. 2020, 2, 16
- [2] IEEE 802.11-Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications, IEEE Std., 2016. [Online]. Available: [https://standards.ieee.org/standard/802\\_11-2016.html](https://standards.ieee.org/standard/802_11-2016.html)
- [3] Horn, B. Doubling the Accuracy of Indoor Location: Frequency Diversity. Preprints 2020. 2020010060
- [4] Google WiFiRttScan App. Available: <https://9to5google.com/2019/04/14/google-releases-wifirttscan-app/> 2020, 5, 26
- [5] Mohamed Ibrahim, Hansi Liu, Minitha Jawahar, et al. Verification: Accuracy evaluation of WiFi fine time measurements on an open platform//Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom'18). New York, USA, 2018, 417-427
- [6] A. Khalajmehrabadi, N. Gatsis, D. Akopian. Modern WLAN fingerprinting indoor positioning methods and deployment challenges. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3): 1974-2002
- [7] Faragher R, Harle R. An analysis of the accuracy of bluetooth low energy for indoor positioning applications//Proceedings of the 27th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation. Manassas, USA: ION, 2014: 201-210
- [8] Wenhua Shao, Fang Zhao, Cong Wang, Haiyong Luo, Tunio Muhammad Zahid, Qu Wang, Dongmeng Li. Location fingerprint extraction for magnetic field magnitude based indoor positioning. Journal of Sensors, 2016, Article ID 1945695. <https://doi.org/10.1155/2016/1945695>
- [9] Jue Wang, Fadel Adib, Ross Knepper, Dina Katabi, Daniela Rus. RF-compass: robot object manipulation using RFIDs// Proceedings of the 19th annual international conference on Mobile computing & networking (MobiCom '13). Association for Computing Machinery. New York, USA, 2013: 14.
- [10] S. Gezici et al. Localization via ultra-wideband radios: a look at positioning aspects for future sensor networks. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 70-84
- [11] A. Ward, A Jones, A Hopper. A new location technique for the active office. IEEE Personal Communications, 1997, 4(5): 42-47
- [12] A Harter, A Hopper. A distributed location system for the active office. IEEE Network, 1994, 8(1): 62-70
- [13] LIU Yong. Wireless sensor network positioning technology based on ZigBee. Computer Products and Circuits, 2020, 37(10): 104 (刘勇. 基于 ZigBee 的无线传感器网络定位技术. 计算机产品与流通, 2020, 37(10): 104)
- [14] Pan Hu, Liquan Li, Chunyi Peng, Guobin Shen, Feng Zhao. Pharos: enable physical analytics through visible light based indoor localization//Proceedings of the Twelfth ACM Workshop on Hot Topics in Networks (HotNets-XII). Association for Computing Machinery. New York, USA, 2013, Article 5, 1-7
- [15] H Manh, C Huang, L. Hsiao-Yi. A region-based approach for RSS indoor localization//Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Consumer Electronics. Taipei, China. 2015: 8-80
- [16] P Bahl, V N Padmanabhan. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2000 Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Tel Aviv, Israel, 2000, 2, 775-784
- [17] LI Fangmin, ZHANG Tao, LIU Kai, et al. Research on Indoor localization method based on distance measurement and position fingerprint. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(2): 339-350 (in Chinese) (李方敏, 张韬, 刘凯, 等. 基于距离测量和位置指纹的室内定位方法研究. 计算机学报, 2019, 42(2): 339-350.)
- [18] J Xiong, K Jamieson. Arraytrack: A fine-grained indoor location system//Presented as Part of the 10th {USENIX} Symposium on Networked Systems Design and Implementation ({NSDI} 13). Lombard, USA, 2013, 71-84
- [19] Y Xie, Z Li, M. Li. Precise power delay profiling with commodity Wi-Fi. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 18(6): 1342-1355
- [20] Alex T. Mariakakis, Souvik Sen, Jeongkeun Lee, Kyu-Han Kim. SAIL: single access point-based indoor localization//Proceedings of the 12th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys '14). Association for Computing Machinery. New York, USA, 2014: 315-328
- [21] Andreas Marcaletti, Maurizio Rea, Domenico Giustiniano, Vincent Lenders, Aymen Fakhreddine. Filtering noisy 802.11 time-of-flight ranging measurements//Proceedings of the 10th ACM International on Conference on Emerging Networking Experiments and Technologies (CoNEXT '14). Association for Computing Machinery. New York, USA, 2014: 13-20
- [22] QIAN Zhihong, SUN Dayang, LEUNG et al. Overview of wireless network localization. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(6): 1237-1256 (钱志鸿, 孙大洋, LEUNG, et al. 无线网络定位综述. 计算机学报, 2016, 39(6): 1237-1256.)
- [23] XIE Daijun. Research on indoor location technology of WLAN [Ph.D. thesis]. Information Engineering University of the People's Liberation Army of China, 2013 (in Chinese) (谢代军. 无线局域网室内定位技术研究[博士论文]. 中国人民解放军信息工程大学, 2013)
- [24] XU Xiaosheng. Wireless LAN technology for indoor positioning: CN201310646769.6[P]. 2013-12-05 (in Chinese) (徐晓声. 用于室内定位的无线局域网技: CN201310646769.6 [专利]. 2013-12-05)
- [25] A Günther, C Hoene. Measuring round trip times to determine the distance between WLAN nodes//Proceedings of the International Conference on Research in Networking. Springer, 2005: 768-779
- [26] M Ciurana, F Barcelo-Arroyo, F Izquierdo. A ranging system with IEEE 802.11 data frames//Proceedings of the 2007 IEEE Radio and Wireless Symposium. Long Beach, USA, 2007: 133-136
- [27] Manikanta Kotaru, Kiran Joshi, Dinesh Bharadia, Sachin Katti.

- SpotFi: Decimeter level localization using WiFi//Proceedings of the 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication (SIGCOMM '15). Association for Computing Machinery. New York, USA, 2015: 269–282
- [28] S A Golden, S S Bateman. Sensor measurements for Wi-Fi location with emphasis on time-of-arrival ranging. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2007, 6(10): 1185- 1198
- [29] Ofer(2021).intel/Reference-PE-and-Measurements-DB-for-WiFi-Time-based-Scalable-Location.GitHub. Available: <https://github.com/intel/Reference-PE-and-Measurements-DB-for-WiFi-Time-based-Scalable-Location>, 2021, 4, 23
- [30] Y. Yu, R. Chen, L. Chen, G. Guo, F. Ye, Z. Liu. A robust dead reckoning algorithm based on Wi-Fi FTM and multiple sensors. *Remote Sensing*, 2019, 11(5): 504
- [31] U Niesen, V N Ekambara, J Jose, X Wu. Intervehicle range estimation from periodic broadcasts. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(12): 10637-10646
- [32] U Schatzberg, L Banin, Y Amizur. Enhanced WiFi ToF indoor positioning system with MEMS-based INS and pedometeric information//Proceedings of the 2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium-PLANS 2014. Monterey, USA, 2014: 185-192
- [33] L Banin, O Bar-Shalom, N Dvorecki, Y Amizur. Scalable Wi-Fi client self-positioning using cooperative FTM-sensors. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68 (10): 3686-3698
- [34] W Shao, H Luo, F Zhao, H Tian, S Yan, A Crivello. Accurate indoor positioning using temporal-spatial constraints based on Wi-Fi fine time measurements. *IEEE Internet of Things Journal*, doi: 10.1109/JIOT.2020.2992069
- [35] Izquierdo Fernan, Ciurana Marc, Barcelo-Arroyo Francisco, Paradells J Zola. Enrica. Performance evaluation of a TOA-based trilateration method to locate terminals in WLAN//Proceedings of 1st International Symposium on Wireless Pervasive Computing. Phuket, Thailand, 2006: 1-6
- [36] WANG Yue, CUI Weijia, WANG Daming, LU Zhiyu. Indoor localization algorithm based on simulated annealing clustering. *Journal of Information Engineering University*, 2016, 17(02): 161-164(in Chinese)  
(王跃, 崔维嘉, 王大鸣, 逯志宇.基于模拟退火聚类的室内定位算法. *信息工程大学学报*, 2016, 17(02): 161-164)
- [37] Brochu Eric, Cora Vlad, Freitas Nando. A tutorial on bayesian optimization of expensive cost functions, with application to active user modeling and hierarchical reinforcement learning. *CoRR*. abs/1012.2599
- [38] Minoiu C, Reddy S G. Kernel density estimation based on grouped data: the case of poverty assessment. *The Journal of Economic Inequality*, 2014, 12(2): 163-189
- [39] Ratnasamy S, Francis P, et al. A scalable content-addressable network. *Proceedings of ACM SIGCOMM*, 2001, 31(4): 161-172
- [40] Which Wi-Fi access points support the IEEE 802.11mc FTM RTT (a.k.a. IEEE 802.11-2016) protocol? Available: [http://people.csail.mit.edu/bkph/ftmrtt\\_aps#non\\_advertizing](http://people.csail.mit.edu/bkph/ftmrtt_aps#non_advertizing) 2020, 7, 26
- [41] FTM Patch for iw [EB/OL]. <https://goo.gl/TzJRGG>. 2020-4-5



**TANG Xiang-Yu**, M.S. His main research interests include location network and indoor positioning.

**ZHANG Qian-Li**, Ph.D., associate researcher. His main research interests include next generation Internet architecture and cyber security.

**WANG Ji-Long**, Ph.D., professor. His research interests include next generation Internet architecture and network mapping.

**SHEN Zheng-Chen**, M.S. His main research interests include location privacy.

**ZHANG Chao-Fan**, M.S. His main research interests include the application of SRv6.

## Background

The research of the paper is FTM method in indoor positioning field. Most of the existing FTM-based positioning technology research focuses on improving indoor positioning accuracy, which can achieve gratifying positioning effect in a specific indoor environment by combining a mass of AP and inertial sensors, constructing fingerprint database, and client historical behavior information. However, due to the complexity of indoor environment, the particularity of equipment and the heavy workload of data collection in the early stage, the applicable scenes are limited and cannot be popularized or put into commercial use. Therefore, the indoor positioning system is set up by using common equipment with cost of only a few hundred yuan and wireless network card with FTM measurement function in the paper. In the case of limited number of AP, the positioning accuracy is improved as much as possible

and the “cost-effective” and satisfactory effect is achieved. This paper presents a new single target network location scheme MLKB. The results show that in indoor LOS environment, the MLKB algorithm combined with 4AP can achieve the meter-level accuracy of 62% in the indoor LOS environment and 41% in the strong NLOS environment. The research results of this paper make full use of as few AP as possible to achieve the positioning effect of “low cost and high precision”, which provides more possibilities for FTM technology to achieve popularization in the commercial field. This work has been supported by the national key RESEARCH and development program “Global Location Information Superposition Protocol and Location Service Network Technology” project 3 “Globally consistent indoor and outdoor seamless location coding and IPv6 mapping” (Project No. : 2017YFB0503703).