

智能移动终端室内异步声音定位方法

张磊¹, 刘江², 冯雪¹, 屈秉男³, 何为³, 胡志新¹

(1. 长安大学工程机械学院, 710064, 西安; 2. 西安现代控制技术研究, 710065, 西安;

3. 中国科学院上海微系统与信息技术研究所, 201800, 上海)

摘要: 针对智能移动终端的高精度室内定位需求, 提出一种基于到达时间差和相对运动速度信息的异步声音定位方法。首先, 结合距离差和相对运动速度量测, 建立短时位置序列的联合估计模型, 来降低速度积分所引入的累积误差; 然后, 基于 LM(Levenberg-Marquardt) 算法, 对所建立的模型进行快速求解; 最后, 设计了一种迭代优化过程, 对短时位置序列的帧前位置施加随机扰动, 降低初始位置对定位结果的影响, 在低基站部署密度下, 实现智能移动终端高精度的室内异步声音定位。对比数值仿真和实验结果表明: 在二维和三维定位场景下, 所提出方法均优于传统异步定位方法, 具有更高的定位精度和稳定性, 并将定位所需的最少基站数量分别减少至 2 个和 3 个; 随着基站数量的增加, 传统异步定位方法逐渐接近所提出方法的定位性能; 在二维场景的 3 基站部署条件下, 当短时位置序列长度 $T=2$ 时, 所提出方法的定位精度有 90% 的概率优于 0.43 m, 而当 $T=3$ 时为 0.29 m。因此, 该方法能够在低基站部署密度环境中实现高精度的位置估计, 同时具有较好的定位稳定性。

关键词: 室内定位; 声音定位; 异步定位; 到达时间差

中图分类号: TN912.3 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202309014 **文章编号:** 0253-987X(2023)09-0133-11

Indoor Acoustic Asynchronous Positioning for Smart Mobile Devices

ZHANG Lei¹, LIU Jiang², FENG Xue¹, QU Bingnan³, HE Wei³, HU Zhixin¹

(1. School of Construction Machinery, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2. Xi'an Modern Control Technology Research Institute, Xi'an 710065, China;

3. Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Aca-Demy of Science, Shanghai 201800, China)

Abstract: Aiming to meet the requirement of highly accurate indoor positioning for smart mobile devices, a novel acoustic asynchronous positioning method was proposed in this paper based on distance difference and relative velocity measurements. First, combining the measurements of distance difference and relative velocity, a joint estimation model of short time position sequence was established to reduce the cumulative error caused by velocity integration. Then, the LM (Levenberg-Marquardt) algorithm was used to quickly solve the established model. Finally, an iterative optimization process was designed to apply random perturbations to the pre-frame position of the short time position sequence to mitigate the impact of the initial position on the positioning results. Through those methods, accurate indoor acoustic asynchronous positioning can be realized for smart mobile devices under the low density of beacon deployment. The numerical

simulation and experimental results show: The proposed method is superior to traditional asynchronous positioning methods in both 2D and 3D positioning scenarios, with higher positioning accuracy and stability and the minimum number of required beacons being reduced to 2 and 3, respectively; the positioning performance of the traditional asynchronous positioning methods gradually approach that of the proposed method as the number of beacons increases; in a 2D positioning scenario with 3 beacons, the positioning accuracy of the proposed method is better than 0.43 m with a 90% probability when the length of the short time position sequence $T=2$, and better than 0.29 m when $T=3$. Therefore, the proposed method can achieve both higher positioning accuracy and better positioning stability in conditions with a low beacon deployment density.

Keywords: indoor positioning; acoustic positioning; asynchronous positioning; time difference of arrival

智能手机、智能手表、扫地机器人、无人服务系统等智能移动终端已经非常普及,特别是智能手机,以其完备的软硬件和低廉的价格成为了人们生活中的必需品^[1]。高精度的位置信息,是智能移动终端实现各类应用的关键,也是未来智能系统发展与推广的基石^[2]。基于北斗、GPS等系统的卫星定位技术,在室外场景推动了基于位置信息的服务(LBS)迅速发展。然而,复杂的室内环境极大地限制了卫星定位技术,室内LBS“最后一公里”问题仍未解决。

在过去的十多年里,学者们提出了许多基于蓝牙、WiFi、超宽带、惯性导航、地磁和超声波等技术的室内定位系统^[3]。与其他技术相比,声音室内定位方法将消费级扬声器和麦克风作为测量元件,具有较高的测量精度和抗电磁干扰能力,且兼容绝大多数的智能移动终端,使其成为智能移动终端在复杂室内环境中实现高精度室内定位与导航最具竞争力的解决方案^[4]。

声音室内定位系统的主要技术包括基于到达时间(TOA)、到达时间差(TDOA)、到达角度(DOA)^[4]以及指纹匹配的定位方法^[5]。基于DOA的定位架构需要传感器阵列^[6],因此应用范围较小,系统兼容性较差。基于指纹匹配的定位系统,则需要建立指纹库,而建库和维护往往耗时且成本较高。基于TOA的定位系统需要预设3个基站(锚节点),通常具有更高的定位精度和稳定性,但要求基站与智能体间进行高精度的时钟同步^[7]。基于TDOA的定位系统能够实现异步定位,即基站与智能体间无需进行时钟同步,但其需要预设4个基站,定位精度及稳定性弱于TOA架构^[4]。尽管TOA定位架构具有诸多优点,但在实际应用场景中,高精度的时钟同步往往难以实现。

智能移动终端种类多样,所搭载的传感器类型、

计算能力、通信模块、电池容量等具有较大差异,这就给智能终端与基站间的时钟同步带来了巨大挑战。作为智能移动终端最为常用的两类通信技术,蓝牙和WiFi仅能实现毫米级的时钟同步^[8]。复杂多变的室内环境,使得时钟同步精度在实际应用中往往大于10 ms,距离估计误差大于3.4 m,进而严重限制了智能移动终端在室内的定位性能。一些基于LoRa或Zigbee同步技术的声音定位系统取得了亚米级的TOA定位精度^[9],但通信技术的限制极大地降低了系统的兼容性。

基于TDOA的异步定位架构,可以规避时钟同步要求,但需要较高的基站部署密度。在实际应用中,增加基站部署密度,意味着系统应用成本的增加,会极大地限制技术的推广和应用。因此,需要在复杂的室内环境中,实现低基站部署密度的异步声音定位。

基于声技术自标定的室内智能手机追踪系统是较早出现的智能手机室内声音定位系统^[8]。该系统的基站通过WiFi进行同步和通信,接收智能手机广播的18~22 kHz声信号,通过在8 m×8 m范围内布设的10个基站,基于TDOA定位原理实现了静态目标0.25 m的定位精度。其通过较高的基站部署密度来减轻WiFi同步精度所带来的影响。尽管WiFi的理论同步精度约为0.1 ms,但在实测中存在1~200 ms的浮动,这也给系统的定位性能带来了极大影响。

文献[10]系统通过迭代的方法剔除TDOA异常值,进而在15 m×15 m的场景内布设8个基站实现了静态目标0.2 m的定位精度,同时测试4个基站的定位精度为0.4 m。

Anthony Rowe课题组于2018年提出了ALPS的增强版本^[11]。该系统首先基于TDOA对低功耗

蓝牙的同步偏差进行修正,再基于 TOA 实现了智能手机的室内声音定位,在实际场景中测试对静态目标的定位精度为 1 m。

Cai 等于 2019 年基于 TDOA 和声音多普勒信息,利用粒子滤波实现了智能手机的室内异步定位,通过在 $8\text{ m} \times 12\text{ m}$ 的房间内布设 4 个基站,取得了移动目标 0.49 m 和静态目标 0.12 m 的精度^[12]。

Chen 等于 2021 年基于广义互相关和时频特征提取,提出了一种新的 TDOA 估计方法,进而结合扩展卡尔曼滤波融合智能手机惯性单元信息,通过在 $30\text{ m} \times 60\text{ m}$ 的地下停车场布设 8 个基站,取得了 0.5 m 的手机定位精度^[13]。该系统也是当前最接近实用的系统之一。

可以看出,现有方法的基站部署密度较高,能够获得较高的静态定位精度。动态定位场景的影响因素较多,使得精度和稳定性均较差。为了提高定位精度,往往需要引入滤波算法^[14]。复杂多变的应用场景使得滤波算法合理的参数设置变得极其困难。

因此,本文面向智能移动终端的高精度室内定位需求,通过对声信号伪距和多普勒信息进行同时估计,基于距离差和相对速度量测,对短时位置序列中的多个位置进行联合估计,在低基站部署密度下实现智能移动终端高精度的室内异步声音定位。

本文所提出方法与现有方法的显著不同点在于:①基于声音伪距和多普勒信息获得距离差和相对运动速度量测,实现目标位置估计;②不再将不同时刻间的位置估计视作相互独立的过程,基于相对运动速度信息建立相邻时刻位置间的联系,将其转换为马尔科夫链,并对短时位置序列中的多个位置进行同时估计,以此来降低初始位置的误差传播和速度积分所引入的累积误差;③通过给初始位置以随机扰动,再基于迭代优化过程来提高整体位置估计精度;④仅需 3 个基站,即可实现高精度的异步声音定位。

1 多径传播对异步定位的影响分析

依据室内几何声学理论^[15],室内声信道是一个衰落信道,受到墙壁及物体表面的反射,接收端所接收到的信号是声源通过多条路径传播的叠加。携带准确距离信息的第一路径信号成分淹没在了能量较强的多径叠加成分中。若所估计的信号时延为多径成分,则会为距离量测引入一个较大的正值,进而影响定位系统的精度和稳定性^[16]。与无线信号相比,声信号在室内具有更强的多径传播效应,给基于距

离的声音定位系统带来了巨大挑战。

在多径环境中,来自第 i 个和第 j 个基站的距离差表示为

$$\Delta \hat{d}_{ij} = c(\tau_0^i - \tau_0^j + \Delta \tau_p^i - \Delta \tau_p^j + n_r) \quad (1)$$

式中: c 为声速; τ_0^i 为来自第 i 个基站信号的第一径信号成分时延; $\Delta \tau_p^i$ 为所估计的多径成分时延扩展; $n_r \sim N(0, \sigma^2)$ 为时延估计噪声。

当环境固定时,多径传播特性仅与基站和智能移动终端的位置有关,也即是式(1)中的项 $\Delta \tau_p^i - \Delta \tau_p^j$ 不为 0,又由于 TDOA 量测之间存在一定的相关性,因此较强的声音室内多径传播现象,就极大地限制了基于 TDOA 异步定位系统的精度和稳定性^[17]。

与时延估计相比,信号多普勒信息的估计不受多径传播效应的影响。因此,本文通过引入多普勒信息,融合 TDOA 与相对速度信息,来提高声音定位系统的定位精度和稳定性。

2 声音距离差及相对运动速度估计

对 TDOA 量测的估计,通常将来自不同基站的信号进行互相关操作来获取^[18]。然而,室内较强的多径传播效应将模糊互相关结果的主瓣,进而降低 TDOA 量测估计的精度。因此,可首先估计智能移动终端到各基站的伪距,进而获得 TDOA 量测。

2.1 声音伪距测量

伪距代指卫星定位系统中含有同步偏差的距离信息。由于基站与智能移动终端未进行时钟同步,因此所估计的距离信息为伪距。图 1 所示为声音异步伪距测量示意图。基站间可通过 LoRa 或 Zigbee 技术进行时钟同步,移动终端分别在 t_M^A 和 t_M^B 接收到基站 A 和 B 在其本地时钟 t_s 时刻广播的信号。由于未进行时钟同步, t_s 在智能移动终端的时间轴 t_M 上未知,因此无法直接获得距离量测 d_A 。通过在本地时间轴上任意取信号的广播时间 t_M^s ,即可获得基站到智能移动终端的伪距 d'_A 。图中 $\Delta \tau$ 为基站与智能移动终端之间的时间同步偏差。TDOA 量测则通

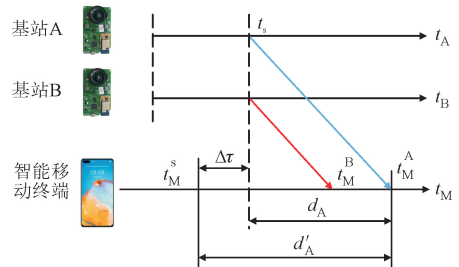


图1 声音异步伪距测量及距离差示意

Fig. 1 Asynchronous pseudorange measurement and TDOA

过计算智能移动终端到基站间的伪距差来获得。

2.2 估计方法

伪距及多普勒信息的估计方法,采用基于复合双曲调频信号(HFM, hyperbolic frequency modulation)的距离与速度同时估计方法^[19]。基于两个HFM信号成分构建复合信号,再分别通过两次匹配滤波(MF)获得信号成分的时延信息 $\hat{\tau}_1$ 和 $\hat{\tau}_2$ 。计算时延和多普勒因子的估计值 $\hat{\tau}_0$ 和 $\hat{a}$ 如下^[19]

$$\begin{cases} \hat{a} = \frac{\hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_1}{G_1 - G_2 - \hat{\tau}_2 + \hat{\tau}_1} \\ \hat{\tau}_0 = \frac{1}{2}[\hat{\tau}_1 + \hat{\tau}_2 + \frac{1 + \hat{a}}{G_1 + G_2 + T_s}] \end{cases} \quad (2)$$

式中: G_1 和 G_2 分对应两个信号成分的调制参数; T_s 为信号成分的时域带宽。由式(2)获得伪距离估计值 $\hat{d} = \hat{\tau}_0 c$,以及相对运动速度的估计值 $\hat{v} = \hat{a}c$ 。

2.3 噪声分析

在室内场景,基站和智能移动终端的多径传播特性由两者的位置所决定。因此,在基于MF对文献^[19]中的复合HFM信号中两个信号成分进行时延估计时,两者的多径传播影响可认为是相同的。因此可以假设两者均服从高斯分布,分别为

$$\begin{cases} \hat{\tau}_1 \sim N\left(\tau_1 - \frac{a_0}{1+a_0}(G_1 + T_s/2) + \Delta\tau_p, \sigma^2\right) \\ \hat{\tau}_2 \sim N\left(\tau_2 - \frac{a_0}{1+a_0}(G_2 + T_s/2) + \Delta\tau_p, \sigma^2\right) \end{cases} \quad (3)$$

式中: τ_1 与 τ_2 分别为两个信号成分第一径信号的时延真值; $\Delta\tau_p$ 为多径信号的时延扩展。

根据式(1)~式(3),可得到TDOA量测 $\Delta\hat{d}_{ij}$ 与相对速度量测 $\hat{v}_i$ 的分布

$$\begin{cases} \hat{v}_i \sim N\left(v_i, 2\left(c \frac{1+a_0}{G_1-G_2}\sigma\right)^2\right) \\ \Delta\hat{d}_{ij} \sim N(c(\tau_0^i - \tau_0^j + \Delta\tau_p^i - \Delta\tau_p^j), (c\sigma)^2) \end{cases} \quad (4)$$

式中: a_0 为多普勒频移真值; i 和 j 分别表示对应基站的相关量测。可以看出,TDOA量测误差得到了抑制,但多径信号的时延扩展项 $\Delta\tau_p^i - \Delta\tau_p^j$ 依然存在。多普勒估计不受多径传播的影响,而其方差受到信号参数的影响,使用较高频率的窄带信号,可以有效提高相对速度的估计精度。

综上,通过复合HFM信号对伪距和多普勒信息同时估计,可以提高TDOA估计的稳定性,并获得较高精度的相对运动速度估计;进而通过融合距离差和相对运动速度信息,即可实现高精度的异步声音定位。

3 异步声音定位方法

3.1 数学模型

基站个数为 M ,其坐标为 $\{a_i, i=1, \dots, M\}$,基站间进行时钟同步并以周期 T_b 广播定位信号。 $\mathbf{x}^{k-1}$ 和 $\mathbf{x}^k$ 为智能移动终端在第 $k-1$ 和第 k 时刻的待估计位置。假设目标的运动模型为一阶,即在两次定位间隔内,目标作匀速直线运动。本文中的向量在未做特殊说明时均为列向量。那么,第 k 时刻的智能移动终端到基站间的距离差 Δd_{ij}^k 和相对运动速度 v_i^k 为

$$\begin{cases} \Delta d_{ij}^k = \|\mathbf{x}^k - \mathbf{a}_i\|_2 - \|\mathbf{x}^k - \mathbf{a}_j\|_2 \\ v_i^k = \frac{(\mathbf{x}^k - \mathbf{x}^{k-1})^T (\mathbf{x}^k - \mathbf{a}_i)}{T_b \|\mathbf{x}^k - \mathbf{a}_i\|_2} \end{cases} \quad (5)$$

可以看出,相邻两个时刻的位置估计会彼此影响。这种相关性使得位置估计不再被视作为相互独立的过程,而是马尔科夫链。那么,第 k 时刻的位置估计 $\hat{\mathbf{x}}^k$ 表示为

$$\hat{\mathbf{x}}^k = \max_{\mathbf{x}^k} P(\mathbf{x}^k | \hat{\mathbf{x}}^{k-1}, \Delta\hat{d}_{ij}^k, \hat{v}_i^k) \quad (6)$$

基于最大似然搜索即可获得 $\hat{\mathbf{x}}^k$ 的估计结果。采用最小二乘法可以降低计算量,估计误差可以表示为

$$\mathbf{e}^k = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_d^k \\ \mathbf{e}_v^k \end{bmatrix} \quad (7)$$

$\mathbf{e}_{d,ij}^k = \Delta\hat{d}_{ij}^k - \Delta d_{ij}^k$, $\mathbf{e}_{v,i}^k = \hat{v}_i^k - v_i^k$, $i=1, \dots, M$,分别为 $\mathbf{e}_d^k$ 和 $\mathbf{e}_v^k$ 中的元素。最小化 $\|\mathbf{e}^k\|_2$ 即可获得 $\mathbf{x}^k$ 的估计值。

由式(6)可以看出, $\mathbf{x}^k$ 的估计精度受到 $\mathbf{x}^{k-1}$ 估计结果的直接影响。同时,式(5)中的相对运动速度通过对时间积分来影响定位结果,这两个因素将不可避免地引起定位误差的累积。因此,可以通过对多个时刻的位置同时估计来减轻速度累积误差,通过改变初始位置的值来降低其对定位结果的影响。也就是,通过对一个短时位置序列中的多个位置同时估计,来提高定位精度和稳定性,并将此短时序列称为“短时位置序列帧”。选取要处理的位置序列帧长为 T ,该过程即对 $\mathbf{x}^{k-T+1}, \dots, \mathbf{x}^{k-1}, \mathbf{x}^k$ 进行同时估计,表示为

$$\max_{\mathbf{x}^{k-T+1}, \dots, \mathbf{x}^{k-1}, \mathbf{x}^k} \prod_{t=0}^{T-2} P(\mathbf{x}^{k-t} | \mathbf{x}^{k-t-1}, \Delta\hat{d}_i^{k-t}, \hat{v}_i^{k-t}) \cdot P(\mathbf{x}^{k-T+1} | \hat{\mathbf{x}}^{k-T}, \Delta\hat{d}_i^{k-T+1}, \hat{v}_i^{k-T+1}) \quad (8)$$

此时,帧前位置估计值 $\hat{\mathbf{x}}^{k-T}$ 的误差将由 T 个位置进行分担,这将极大地提高位置估计精度和运动目标定位的稳定性。

相应地,最小二乘估计问题可以表示为^[20]

$$\min_{x^1, \dots, x^k} \frac{1}{2} \| \mathbf{E} \|_2^2 \quad (9)$$

其中拟合误差向量 $\mathbf{E}$ 表示为

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} e^{k-T+1} \\ \vdots \\ e^{k-1} \\ e^k \end{bmatrix} \quad (10)$$

可以看出,在第 k 时刻共有 Dk 个待估量,其中 D 表示位置空间维度。 $\mathbf{E}$ 的维度为 $(C_M^2 + M)k$,其线性无关的量测个数为 $(2M-1)k$,为了使非线性最小二乘式(9)解析,则存在如下关系

$$(2M-1)k \geq Dk \quad (11)$$

进而可以获得最少基站条件

$$M \geq \left\lceil \frac{D+1}{2} \right\rceil \quad (12)$$

无论是 $D=2$ 的二维定位场景,还是 $D=3$ 的三维场景,所需的最低基站部署密度为 2 个。与现有异步定位常用的 4 个基站相比,所需基站数量少,定位精度更高。

对于式(9)的非线性最小二乘问题,基于泰勒展开的线性化方法将会引入较大的计算误差^[21]。为了提高解的估计精度,常用最速下降法、高斯牛顿法以及 LM(Levenberg-Marquardt)算法进行快速求解^[22]。LM 算法下降速度快,兼具高斯牛顿法局部收敛和最速下降法全局收敛的特点,是解决非线性最小二乘的有效工具^[23]。因此,本文采用文献[24]所给出的 LM 实现方法,求解式(9)的高纬度非线性最小二乘问题。

3.2 方法框架

图 2 为本文所提出的方法框架图。在第 k 时刻,选取序列帧长度为 T ,通过迭代优化过程估计 T 个时刻的位置。在每次迭代过程中,给帧前位置 $\hat{\mathbf{x}}^{k-T}$ 施加随机扰动,每当拟合误差 $\| \mathbf{E} \|_2^2$ 下降时,则保留并更新初始位置,以此来降低初始位置对估计结果的影响,降低速度累积误差,提高整体估计精度。

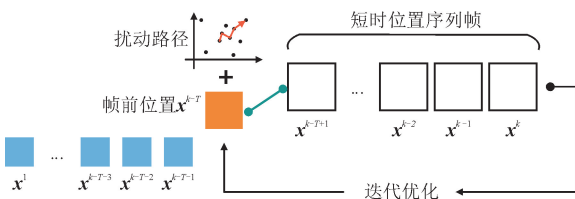


图 2 本文方法定位流程框架图

Fig. 2 The framework of positioning procedure

短时位置序列帧长度 T 的选取,决定了拟合数据的长度,不仅会影响位置估计精度,也会影响整体计算复杂度。由于采用 LM 算法进行求解,其核心在于计算雅可比矩阵及海瑟尔矩阵。随着 T 的增加,两类矩阵的维度迅速增加,计算所需的内存和浮点数计算次数也急剧增加,进而增加了整体系统的功耗和成本,而位置估计精度也会得到改善。由于对目标的运动学模型进行了一阶假设,过大的 T 反而会削弱位置估计精度,因此需要选择合理的序列帧长度。

当位置估计引入速度信息后,与 IMU 类方法相似,也会产生速度积分的累积误差。在本算法的迭代优化过程中,首先给帧前位置 $\hat{\mathbf{x}}^{k-T}$ 施加一个方差为 σ_r^2 的随机扰动 $\mathbf{r}$,表示为

$$\tilde{\mathbf{x}}^{k-T} = \hat{\mathbf{x}}^{k-T} + \mathbf{r}, \quad \mathbf{r} \sim N(0, \sigma_r^2) \quad (13)$$

将 $\tilde{\mathbf{x}}^{k-T}$ 作为初始位置对 $\mathbf{x}^{k-T+1}, \dots, \mathbf{x}^k$ 进行估计,若拟合误差 $\| \mathbf{E} \|_2^2$ 降低,则更新 $\hat{\mathbf{x}}^{k-T}$ 为

$$\hat{\mathbf{x}}^{k-T} = \tilde{\mathbf{x}}^{k-T} + a_1 (\tilde{\mathbf{x}}^{k-T} - \hat{\mathbf{x}}^{k-T}) \quad (14)$$

式中: a_1 为更新步长。若 $\| \mathbf{E} \|_2^2$ 增加,则向 $\tilde{\mathbf{x}}^{k-T}$ 的方向进行回退,表示为

$$\hat{\mathbf{x}}^{k-T} = \tilde{\mathbf{x}}^{k-T} - a_2 (\hat{\mathbf{x}}^{k-T} - \tilde{\mathbf{x}}^{k-T}) \quad (15)$$

式中: a_2 为回退步长,且 $a_2 \leq a_1$ 。

设置最大迭代次数 $n_{\max}$ 和拟合误差均值阈值 ϵ 来终止迭代过程。通过这种方式,即使 $\hat{\mathbf{x}}^{k-T}$ 含有较大偏差,迭代过程能够有效降低其对 $\mathbf{x}^{k-T+1}, \dots, \mathbf{x}^k$ 整体估计精度的影响。同时,可以有效减轻速度积分的累积误差,提高系统定位精度和稳定性。

3.3 计算过程

在定位空间中布设 M 个基站,并确保定位空间内的每个待定位点均被覆盖。选定短时位置序列帧长度 T ,设定更新步长 a_1 、回退步长 a_2 、最大迭代次数 $n_{\max}$ 和最小拟合误差阈值 ϵ 。在第 k 时刻,估算 $\mathbf{x}^{k-T+1}, \dots, \mathbf{x}^k$ 的步骤如下。

步骤 1 若 $k \leq T$,则设定序列帧长度为 k ,同时,随机赋值 $\hat{\mathbf{x}}^{k-T}$ 。为了提高算法收敛速度,可基于 $k=1$ 时刻计算 TDOA 定位结果,并将其赋值给 $\hat{\mathbf{x}}^{k-T}$ 。

步骤 2 第 n 次迭代,基于式(13)计算 $\tilde{\mathbf{x}}^{k-T}$,进而基于 LM 算法求解式(9),获得拟合误差 $\| \mathbf{E} \|_2^2$ 。若误差下降则通过式(14)更新 $\hat{\mathbf{x}}^{k-T}$,否则通过式(15)进行更新。

步骤 3 若 $n > n_{\max}$,或 $\| \mathbf{E} \|_2^2 / T \leq \epsilon$,则迭代终止,输出 $\mathbf{x}^{k-T+1}, \dots, \mathbf{x}^k$ 的估计结果,否则返回步骤 2。

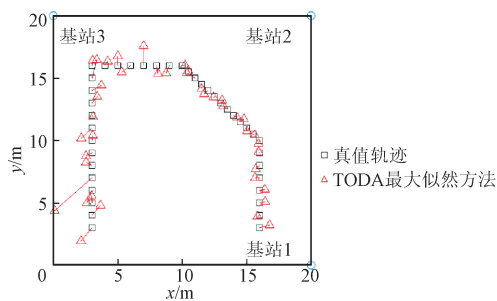
4 数值仿真与结果分析

本文以二维场景定位进行仿真,在 $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$

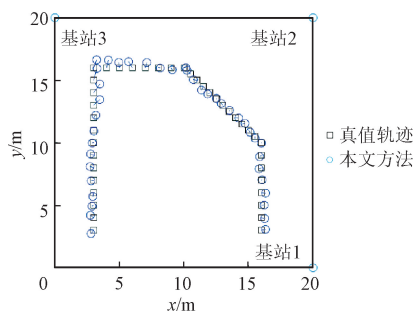
的场景内布设3个基站,如图3所示。基站位置为: $[20,0]$, $[20,20]$ 和 $[0,20]$ m。携带智能移动终端的目标在场景内从位置 $[3,3]$ m,经 $[3,16]$ 、 $[10,16]$ m和 $[15,10]$ m运动至 $[16,3]$ m。目标的运动速度分量取值为 $v_x, v_y \in \{0,1\}$ 。设定序列帧长 $T=2$,迭代次数 $n_{\max}=20$,阈值 $\epsilon=0.15$,更新步长 $a_1=0.3$,回退步长 $a_2=0.1$,初值扰动标准差 $\sigma_r=0.02$ 。噪声 $c\sigma=0.2$,声速设定为 $c=340$ m/s。

本文考虑室内多径效应给伪距量测所带来的多径扩展项。根据距测量实验经验,距离测量误差会随着目标离基站的距离增加而增加^[14],在进行声速修正后,其多径时延扩展近似服从均值为 $a_\epsilon d$,方差为 σ_s^2 的折迭正态分布。 d 为目标与基站间的距离, a_ϵ 和 σ_s 会随着室内混响的增加而增加。通常情况下,可以取 $a_\epsilon=0.005$ 和 $\sigma_s=0.5$ 。

如图3所示为基于TDOA最大似然方法与本文方法结果的对比如。基于最大似然估计的方法在理论上能够达到克拉美罗下界^[25]。从结果可以看出,本文方法的定位结果稳定性更好,且精度更高。



(a) TDOA 方法



(b) 本文方法

图3 二维场景3个基站时的定位结果

Fig. 3 The positioning results with 3 beacons under 2D scenario

为降低由于基站布局对定位结果的影响,在场景内增加 $[0,0]$ 位置基站,并从4个基站中遍历3个基站的位置组合,每个组合重复仿真1000次,统计其定位误差如图4所示。通过对比两类结果定位误差的累积分布函数(CDF, cumulative distribution

function)可以看出,本文方法能够在多径环境中,获得更高的异步定位精度,定位误差小于0.5 m的概率为90%,小于0.28 m的概率为60%。

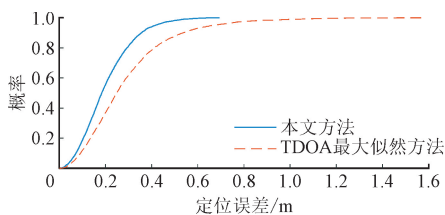


图4 定位误差累积分布函数对比

Fig. 4 The comparison of positioning errors' CDF

4.1 短时位置序列帧长选择

序列帧长 T 会直接影响到定位精度和系统功耗。在各项误差设定及参数不变的情况下,通过在 $[2,15]$ 区间内设定 T 的值,并遍历3个基站的不同组合,重复实验1000次,统计90%置信度的定位精度,以及单次定位平均计算耗时,评估 T 对精度和计算耗时的影响,结果如图5所示。

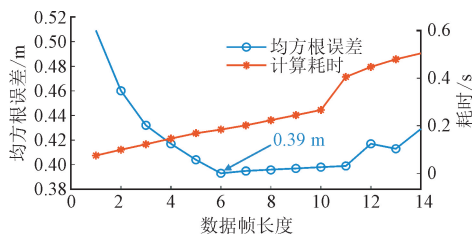


图5 序列帧长度对定位误差及计算耗时的影响

Fig. 5 The influence of T to the positioning error and computation consumption

从图5中可以看出,随着 T 的增加,位置估计精度会得到改善,而过大的 T 反而会削弱位置估计精度。这是由于,对目标的运动学模型进行了一阶假设,较大序列帧长度会涵盖目标更多的机动运动,从而增大了模型偏差。针对如图3所示的运动场景,当 $T=6$ 时,系统具有最高定位精度,定位误差小于0.39 m的概率为90%。当 $T=4$ 时能够兼顾精度与计算复杂度。

随着 T 的增加,雅可比矩阵及海瑟尔矩阵的维度迅速增加,计算量及所需内存均急剧增加,进而增大了单次定位的计算耗时。因此,计算耗时随着 T 的增加而增加,并呈现近似线性的关系。基于 Matlab 2020b 在 CPU 为 i7-8700、内存为 8G 的 PC 主机上进行运算,在当 $T=2$ 时,单次定位的计算耗时均值

为 74 ms。降低最大迭代次数 $n_{\max}$ 同样可以降低计算耗时,在 $n_{\max}=1$ 时的计算耗时均值约为 4.8 ms。

4.2 噪声对定位结果的影响

通过对不同噪声环境以及噪声强度下的数值仿真,对本文方法的性能进行评估。首先在无多径效应条件下,即常规理想条件下的性能进行仿真和对比。设定 TDOA 量测和速度量测误差分别分布服从 $N(0, \sigma_d^2)$ 和 $N(0, \sigma_v^2)$,当 $\sigma_v=\sigma_d=0.4$ 、短时位置序列长度 $T=4$ 时,两类定位结果对比见图 6。

当标准差为 0.4 时,量测误差有 85% 的概率落在 ± 0.57 m/s 以内。相较于 30 m 的声基站覆盖范围,该误差噪声处在较低水平。目标移动速度通常为 1 m/s, ± 0.57 m/s 的噪声则意味着严重的噪声污染,会给系统定位带来严重的影响。即便如此,本文方法的性能仍然优于和接近 TDOA 最大似然估计方法。经统计发现,当 σ_v 和 σ_d 小于 0.4 时,所提出方法性能优于 TDOA 最大似然估计方法。也即是,在大多数的无多径效应理想条件下,本文方法能够有效提高异步定位的精度和稳定性。

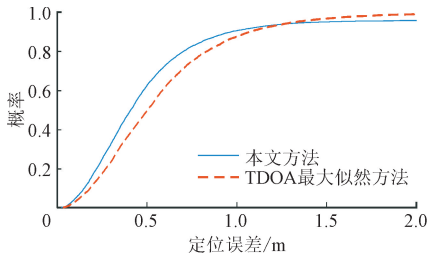


图 6 无多径效应条件下 $\sigma_v=\sigma_d=0.4$ 时的定位性能对比
Fig. 6 The comparison of positioning performance under no multipath effect with $\sigma_v=\sigma_d=0.4$

对于有多径效应的场景,依据实验经验设定参数 $a_e=0.005$,并对比两类方法在不同 σ_s 下的定位结果。依据式(4),由文献[19]的同时测距与测速方法所得到的 TDOA 量测 $\Delta \hat{d}_{ij}$,其误差分布标准差约为速度量测 $\hat{v}_i$ 的 2 倍,因此取 $c\sigma=0.1$ 。当 $\sigma_s=0.1$ 和 $\sigma_s=0.2$ 时,两类方法的结果对比如图 7 和图 8 所示。当 $\sigma_s=0.1$ 时,本文方法接近 TDOA 最大似然估计方法,而当 $\sigma_s=0.2$ 时,性能超越后者。即当多径效应引入的多径时延扩展有 85% 的概率超过 ± 0.28 m 时,本文方法具有更高的异步定位精度和稳定性。在大多数的定位场景中,多径时延扩展远远超过 30 cm,因此本文方法具有很高的实际应用价值。

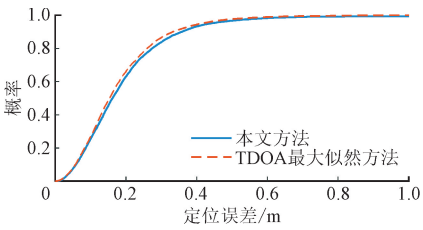


图 7 多径噪声 $\sigma_s^2=0.1$ 条件下的定位性能对比
Fig. 7 The comparison of positioning performance under multipath effect with $\sigma_s^2=0.1$

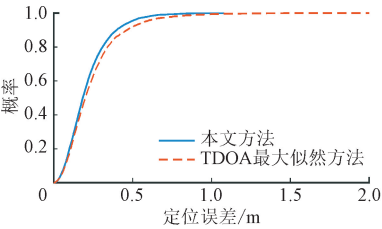


图 8 多径噪声 $\sigma_s^2=0.2$ 条件下的定位性能对比
Fig. 8 The comparison of positioning performance under multipath effect with $\sigma_s^2=0.2$

4.3 基站数量对定位结果的影响

通过不同基站数量条件下的数值仿真,对本文方法的性能进行评估。在无多径噪声情况下,量测噪声水平设定为 $\sigma_d=0.4$ 、 $\sigma_v=0.3$,短时位置序列长度 $T=4$ 。分别评估 4 基站、3 基站和 2 基站条件下的定位性能,结果如图 9 和图 10 所示。

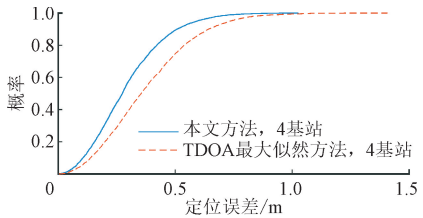


图 9 基站数量为 4 时两种方法定位性能对比
Fig. 9 The comparison of positioning performance under 4 beacons

从图 9 和图 10 中可以看出,当基站数量不少于 3 个时,本文方法全面超越 TDOA 最大似然估计方法。当基站数量为 3 时, TDOA 具有多个解析解,需要通过具有范围约束的最大似然估计法来进行求解。当仅有 2 个基站时,基于 TDOA 的定位架构将失效,无法实现有效的定位估计。本文方法,仍然能够在仅有 2 个基站的条件下实现有效的定位,如图 10 所示,定位精度优于 1.1 m 的概率为 60%, 优于 2.1 m 的概率为 80%。

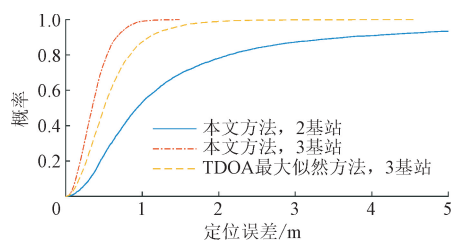


图 10 基站数量为 2 和 3 时的定位性能对比

Fig. 10 The comparison of positioning performance under 2 beacons and 3 beacons

图 11 所示为仅有 2 个基站时,本文方法的定位结果。与仿真轨迹的前半段相比,后半段的定位误差明显增大。这是由于基站数量较少,距离差所提供的信息量不足以消除相对速度测量误差所带来的不确定性,致使产生了较大的累积误差。但是,与传统 TDOA 架构所需的 4 个定位基站相比,本文方法将定位所需的基站数量减少至 2 个基站。

因此,相较于已有算法,在不同的基站部署密度条件下,本文方法均能够获得更高的定位精度。随着基站数量的增加,TDOA 最大似然法的性能逐渐接近本文方法。在较低基站部署密度条件下,本文方法的性能优势则更为明显。

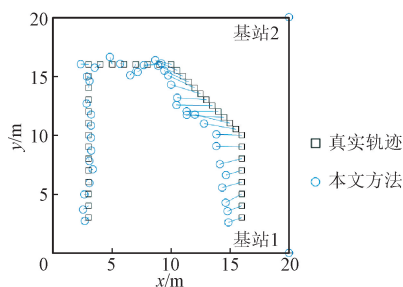


图 11 二维场景 2 个基站时本文方法定位结果与真实轨道对比

Fig. 11 The positioning results with 2 beacons under 2D scenario

4.4 三维场景定位仿真

本节通过数值仿真对本文方法在 3 维场景中的定位性能进行评估。如图 12 所示为,在 $20\text{ m} \times 20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的场景内布设 4 个基站,基站位置为 $[0,0,0]$ 、 $[20,20,0]$ 、 $[20,0,20]$ 和 $[0,20,20]$ m。携带智能移动终端的目标在场景内从位置 $[3,3,7]$ m,经 $[3,16,7]$ 、 $[10,16,7]$ 和 $[15,10,13]$ m 运动至 $[16,3,13]$ m。噪声水平设定为 $\sigma_d=0.4$ 、 $\sigma_v=0.3$,短时位置序列长度 $T=4$ 。定位结果如图 12 所示,本文方法在三维场景中同样具有较好的定位精度和稳定性。两种方法三维场景的定位性能评估结果如图 13 所示,本文方法全面优于 TDOA 最大似然法,其定

位精度优于 0.49 m 的概率为 60%,优于 0.73 m 的概率为 90%。

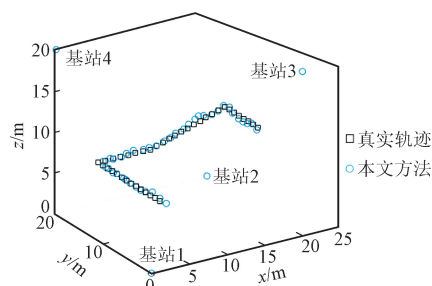


图 12 三维场景 4 个基站的定位结果

Fig. 12 The positioning results with 4 beacons under 3D scenario

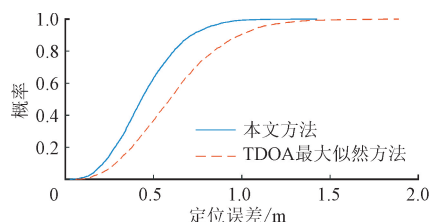


图 13 三维场景的定位性能对比

Fig. 13 The comparison of positioning performance under 3D scenario

当基站数量为 2 和 3 时,传统 TDOA 定位架构失效,本文方法的性能如图 14 所示。当基站数量为 2 时,非线性最小二乘问题具有解析解,但解不唯一。这使得在计算过程中,LM 算法收敛于“非最优解”时,致使沿着错误方向进行相对速度的积分,引起系统振荡而发散。当基站数量为 3 时,与二维场景下 2 个基站定位场景相似,由于基站数量较少,距离差所提供的信息量不足以消除相对速度测量误差带来的不确定性,致使随着时间的累积,产生了较大的累积误差,定位性能优于 2.4 m 的概率为 60%,优于 4.1 m 的概率为 90%。但是,与传统 TDOA 架构所需的 5 个定位基站相比,本文方法将定位所需的基站数量减少至 3 个基站。

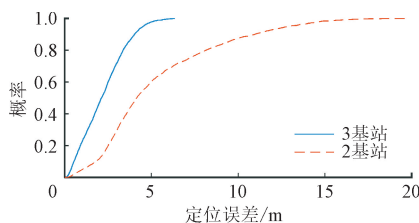


图 14 本文方法基站数量为 2 和 3 时的定位性能

Fig. 14 The positioning performance under 2 beacons and 3 beacons

综上所述,本文方法无论是在二维还是三维场景中,均具有更高的定位精度和稳定性。同时,将异步定位所需的基站数量分别减少至 2 个和 3 个,可以有效应对现实中低基站部署密度的场景,在实际应用场景中,具有较好的应用价值。

5 实验与结果分析

5.1 实验设备及场景描述

通过在实际场景中进行实验对本文所提出的异步定位方法进行性能评估。为了便于定位误差统计,选用二维定位场景,长安大学本部北院主教学楼三楼大厅内,场景内有 4 个支柱结构,如图 15 所示。实验空间约为 20 m×7 m,以左侧墙壁和立柱结构外沿延伸线的交点为空间坐标原点。所选实验设备为实验室自主开发的定位系统,如图 16 所示。播音节点和录音节点基于 LoRa 技术,通过同步节点实现高精度的时钟同步,进而可进行同步定位实验和异步定位实验。音频芯片为 WM8978,扬声器和麦克风均选用消费级 MEMS 元器件,声组件的总成本低于 40 元。



图 15 异步定位实验场景

Fig. 15 Experimental scenario for asynchronous positioning



图 16 异步定位实验硬件设备图

Fig. 16 Experimental devices for asynchronous positioning

本次实验中,用于声音伪距及相对运动速度量测估计的复合 HFM 信号时频如图 17 所示。信号采样率为 48 000 Hz,时域带宽为 0.05 s,抑制频率泄漏的前后缀时域带宽为 0.01 s,下降信号成分的最低和最高频率为 16 555 Hz 和 18 555 Hz,上升信

号成分的对应该频率为 19 555 Hz 和 21 555 Hz,定位更新频率为 1 Hz。

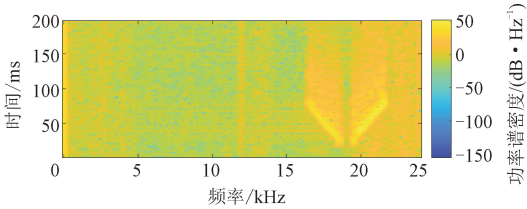


图 17 复合 HFM 信号时频图

Fig. 17 The time frequency distribution of composite HFM signal

在场景内布设 3 个基站(播音节点),基站高度为 1.8 m,如图 18 所示,基站坐标位置分别为 [1.32,6.34]、[19.18,6.12]和[10.21,0.93] m。实验者手持录音节点,高度约为 1.5 m,以正常步速沿着地面白线进行绕场行走。测量行走路线的位置作为定位参考真值,以此对本文方法的定位性能进行评估。

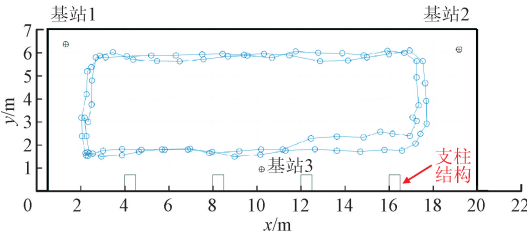


图 18 本文提出的异步定位方法的定位结果

Fig. 18 The positioning result of our proposed asynchronous positioning method

5.2 实验结果分析

选择短时位置序列帧长 $T=2$,迭代次数 $n_{\max}=20$,阈值 $\epsilon=0.15$,更新步长 $a_1=0.3$,回退步长 $a_2=0.1$,声速 $c=340$ m/s,利用本文方法进行位置估计,结果如图 18 所示。同时,基于参数空间搜索求解 TDOA 和 TOA 最大似然估计方法进行位置估计,结果如图 19 和图 20 所示。

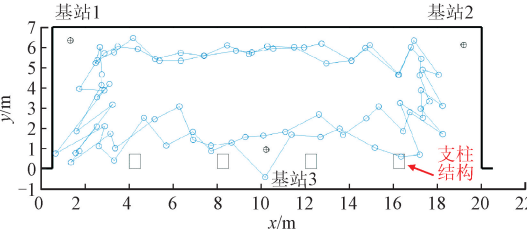


图 19 基于 TDOA 最大似然估计方法的定位结果

Fig. 19 The positioning result of ML-based TDOA

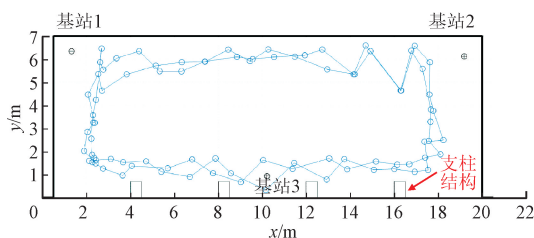


图 20 基于 TOA 最大似然估计方法的定位结果

Fig. 20 The positioning result of ML-based TOA

通过对比可以看出,本文方法具有更高的稳定性。为了统计定位结果的误差分布,将位置估计结果到行进路线的垂直距离作为定位误差,3 类定位方法的误差累积分布函数对比如图 21 所示。基于 TDOA 最大似然方法具有最低的定位精度,本文方法具有最高的定位精度,90% 的概率优于 0.43 m。当序列帧长度为 $T=3$ 时,90% 的概率优于 0.29 m。

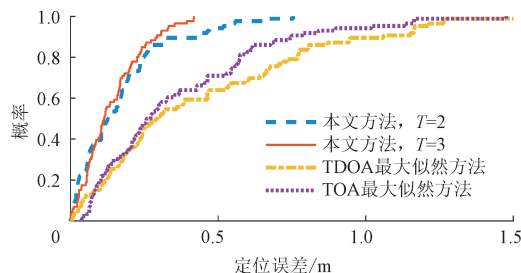


图 21 实验结果的误差累积分布函数对比

Fig. 21 The comparison between experimental results' CDF

通过实验结果分析,本文所提出的基于距离差和相对速度对多时刻位置进行联合异步估计的方法,能够在低基站部署密度环境中,实现高精度的位置估计,同时具有较好的定位稳定性。

6 结 论

本文针对智能移动终端的高精度室内定位需求,开展低基站部署密度条件下的异步声音定位方法研究。通过将定位过程视作马尔科夫链,结合距离差和相对速度,建立了短时位置序列的联合估计模型,采用 LM 算法对该高维度非线性问题进行快速求解,设计了迭代优化过程来提高位置估计精度和稳定性。对比数值仿真和实验结果,得到以下结论。

(1) 本文所提出方法能够在低基站部署密度下实现高精度的室内异步定位。与现有方法相比,无论是二维还是三维定位场景,本文方法均具有更高的定位精度和稳定性。

(2) 与现有方法相比,定位所需的最少基站数量在二维和三维场景中分别减少至 2 个和 3 个。较低的基站部署密度意味着较低的应用成本以及较强的遮挡环境适应能力,具有较高的工程应用价值。

(3) 本文所提出方法能够有效应对较强的室内多径传播效应,可以提高系统在实际应用中的定位性能,为声技术在室内定位中的应用和推广提供方法和工具。

参考文献:

- [1] 李文,陈志刚,姬智. 毫米波 WiFi 系统中多目标无源定位与生命体征检测算法 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(10): 151-159.
LI Wen, CHEN Zhigang, JI Zhi. Multi-target passive positioning and vital signs detection algorithm in millimeter wave WiFi system [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(10): 151-159.
- [2] 张磊. 基于声音的智能移动终端室内定位关键技术研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2019: 1-19.
- [3] OBEIDAT H, SHUAIEB W, OBEIDAT O, et al. A review of indoor localization techniques and wireless technologies [J]. Wireless Personal Communications, 2021, 119(1): 289-327.
- [4] APARICIO J, ÁLVAREZ F J, HERNÁNDEZ Á, et al. A survey on acoustic positioning systems for location-based services [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-36.
- [5] 张磊,张德,胡志新,等. 室内强遮挡环境下基于近超声的位置指纹定位方法 [J]. 传感器与微系统, 2021, 40(8): 57-60, 64.
ZHANG Lei, ZHANG De, HU Zhixin, et al. Position fingerprint localization method under indoor strong barrier environment based on near ultrasound [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(8): 57-60, 64.
- [6] AARABI P. The fusion of distributed microphone arrays for sound localization [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2003, 2003(4): 860465.
- [7] LIU Kaikai, LIU Xinxin, Li Xiaolin. Guoguo: enabling fine-grained smartphone localization via acoustic anchors [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(5): 1144-1156.
- [8] ENS A, HÖFLINGER F, WENDEBERG J, et al. Acoustic self-calibrating system for indoor smart phone tracking [J]. International Journal of Navigation and Observation, 2015, 2015: 694695.
- [9] MANDAL A, LOPES C V, GIVARGIS T, et al.

- Beep: 3D indoor positioning using audible sound [C]// Second IEEE Consumer Communications and Networking Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 348-353.
- [10] WANG Yuting, LI Jun, ZHENG Rong, et al. ARA-BIS: an asynchronous acoustic indoor positioning system for mobile devices [C]//2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 1-8.
- [11] RAJAGOPAL N, LAZIK P, PEREIRA N, et al. Enhancing indoor smartphone location acquisition using floor plans [C]//2018 17th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 278-289.
- [12] CAI Chao, ZHENG Rong, LI Jun, et al. Asynchronous acoustic localization and tracking for mobile targets [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7 (2): 830-845.
- [13] CHEN Ruizhi, LI Zheng, YE Feng, et al. Precise indoor positioning based on acoustic ranging in smartphone [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-12.
- [14] CHEN Hongyang, DENG Ping, XU Yongjun, et al. A robust location algorithm with biased extended Kalman filtering of TDOA data for wireless sensor networks [C]//Proceedings 2005 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 883-886.
- [15] KUTTRUFF H. Room acoustics [M]. [S. l.]: Springer International Publishing, 2006: 89-114.
- [16] ZHANG Lei, CHEN Minlin, WANG Xinheng, et al. TOA estimation of chirp signal in dense multipath environment for low-cost acoustic ranging [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(2): 355-367.
- [17] GENTNER C, JOST T. Indoor positioning using time difference of arrival between multipath components [C]//International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 1-10.
- [18] ZHU Liangxue, ZHU Jinkang. A new model and its performance for TDOA estimation [C]//IEEE 54th Vehicular Technology Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 2750-2753.
- [19] 张磊, 何永刚, 胡志新, 等. 基于声音的高精度距离与速度估计方法 [J]. 传感器与微系统, 2021, 40(6): 40-43, 51.
- ZHANG Lei, HE Yonggang, HU Zhixin, et al. High precision range and speed estimation based on sound [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40 (6): 40-43, 51.
- [20] PULFORD G W. Analysis of a nonlinear least squares procedure used in global positioning systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58 (9): 4526-4534.
- [21] MARQUARDT D W. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters [J]. Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, 1963, 11(2): 431-441.
- [22] GAVIN H P. The Levenberg-Marquardt algorithm for nonlinear least squares curve-fitting problems [J]. Duke University, 2019: 19.
- [23] 赵弘, 周瑞祥, 林廷圻. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的神经网络监督控制 [J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(5): 523-527.
- ZHAO Hong, ZHOU Ruixiang, LIN Tingqi. Neural network supervised control based on Levenberg-Marquardt algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(5): 523-527.
- [24] MADSEN K, NIELSEN H B, TINGLEFF O. Methods for non-linear least squares problems [EB/OL]. [2022-11-02]. <http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/edoc/imm3215.pdf>.
- [25] MA Xiuxiu, BALLAL T, CHEN Hui, et al. A maximum-likelihood TDOA localization algorithm using difference-of-convex programming [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 309-313.

(编辑 杜秀杰)