

面向可见光无线定位的指纹推理模型校准

周炳朋^{1,2}, 陈光森¹, 王 鑫¹

(1. 中山大学电子与通信工程学院, 广东深圳 518107; 2. 中山大学深圳市导航通信一体化重点实验室, 广东深圳 518107)

摘要: 针对可见光无线定位指纹推算技术遇到的指纹赋权模型校准难题, 本文利用贝叶斯推断理论和随机优化方法, 提出了一种高效的指纹赋权模型校准优化方法. 首先, 利用可见光接收信号强度及其对应的位置和姿态标签建立指纹数据库; 其次, 依据指纹观测模型及最大熵理论, 构建高斯型指纹赋权模型, 用于推算可见光无线终端的位置和姿态; 然后, 依据随机优化理论, 将高斯赋权模型校准难题建模为随机优化问题, 并设计了基于连续凸函数逼近的赋权模型优化算法解决其中的非凸函数优化难题, 从而实现对指纹赋权模型参数的高效校准, 提升可见光定位的指纹推算精度. 通过对指纹赋权过程进行建模与优化, 本文提出的指纹定位方法能够有效抑制非视距传播干扰、弥补指纹匹配误差, 极大地提升了可见光指纹定位的精度. 仿真数据表明, 本文基于指纹赋权模型优化的可见光无线定位算法相比于主流的指纹定位方法具有更高的定位性能.

关键词: 可见光无线定位; 指纹模型; 室内定位; 非视距干扰

基金项目: 国家自然科学基金(No.62001526); 广东省自然科学基金(No.2021A1515012021); 广东省重大人才工程青年项目(No.2021QN02X074); 中山大学中央高校基本科研业务费专项基金(No.23QNPY22); 深圳市科技计划(No.ZDSYS20210623091807023)

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)06-1925-13

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

DOI: 10.12263/DZXB.20230329

Fingerprinting Inference Model Calibration Towards Visible Light-Based Positioning

ZHOU Bing-peng^{1,2}, CHEN Guang-sen¹, WANG Xin¹

(1. School of Electronics and Communication Engineering, Sun Yat-Sen University, Shenzhen, Guangdong 518107, China;

2. Shenzhen Key Laboratory of Navigation and Communication Integration, Sun Yat-Sen University, Shenzhen, Guangdong 518107, China)

Abstract: In order to address the difficult fingerprinting-based visible light positioning (VLP) issue, an efficient fingerprinting interference model (FIM) calibration algorithm is proposed via leveraging Bayesian inference and stochastic optimization approaches. Firstly, a fingerprinting database is built by collecting received signal strength of visible light from various observation grids with known location and pose angles. Secondly, a Gaussian-form FIM is developed as per maximum entropy theory, and then FIM calibration is treated as a stochastic optimization problem. Finally, a successive convex approximation-driven optimization algorithm is proposed for calibrating FIM parameters by exploiting hidden convex substructures of FIM, thus improving the fingerprinting-based VLP performance. With our problem-specific algorithm design, the proposed FIM calibration-enhanced VLP method can alleviate the disturbance from non-line-of-sight propagation interference and fingerprinting model mismatch. It is verified by simulation results that our FIM calibration-enhanced VLP method outperforms the state-of-the-art baseline methods.

Key words: visible light-based positioning; fingerprinting model; indoor localization; non-line-of-sight interference

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62001526); Natural Science Foundation of Guangdong Province (No.2021A1515012021); Grand Talent Program of Guangdong Province (No.2021QN02X074); Fundamental Research Funds for the Central Universities, SYSU (No.23QNPY22); Science and Technology Plan of Shenzhen (No.ZDSYS20210623091807023)

1 引言

随着新一代无线通信、工业物联网等技术的持续发展,移动、连续、自主的智能应用将层出不穷,无线定位将成为支撑未来智能网络应用与智慧经济发展的基础性关键技术^[1].

不同于卫星定位、无线传感器网络定位、WiFi定位、声纳等传统无线定位技术,可见光无线定位(Visible Light-based Positioning, VLP)是在可见光通信的基础之上开发的新型定位技术,频谱资源丰富、空间分辨率和角度分辨率高,在复杂室内场景下的定位中具有明显优势,是室内导航的关键技术之一^[2,3].然而,可见光无线定位技术仍然面临着非视距(Non-Line-Of-Sight, NLOS)传播干扰等技术挑战^[4,5],实现高精度、稳健性定位仍然任重道远,急需构建鲁棒的可见光定位机制.

按照定位推算机制的不同,可见光无线定位方法分为两种:基于信号传播模型的可见光定位和基于指纹推理的可见光定位^[6].在反射、散射、遮挡等复杂非视距传播环境下,信号传播模型严重失配,加大削弱无线终端的定位精度^[4,5].相反,基于指纹推算的可见光无线定位(fingerprinting-based VLP)方法,并不使用信号传播模型,而是从现场观测数据(指纹)中挖掘非视距传播环境特征,学习观测数据样本中的辨别性指纹特征^[7-10],并建立指纹到无线终端的稳定映射,从而提升可见光无线定位的稳健性.

基于指纹推算的可见光无线定位方法需要预先采集的现场观测数据集,建立指纹库,据此构建高效的指纹赋权模型(fingerprint weighting model)和定位推算(location inference)框架,以确定无线终端的位置.最近邻(Nearest Neighbor, NN)算法、K近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)算法和加权K近邻算法(Weighted K-Nearest Neighbor, WKNN)等传统指纹定位方法^[11-13]通常利用经验知识建立固定的指纹赋权模型,难以保证算法最优性,因而有望通过优化指纹赋权模型来提升定位性能.由于指纹推理模型的非线性特性,指纹推理模型校准是个复杂的非凸函数优化问题,因此十分困难.

为了解决非视距干扰场景下的可见光定位问题,本文重点研究了基于指纹推算模型优化增强的可见光无线定位(fingerprinting model calibration-enhanced VLP)方法.针对可见光指纹定位方法遇到的指纹赋权模型优化难题,本文利用贝叶斯推断理论和随机优化方法,提出一种高效的指纹赋权模型校准方法.首先,利用可见光接收信号强度及其对应的位置标签建立指纹数据库;其次,依据指纹观测模型及最大熵理论,构建高斯函数型指纹赋权模型,用于推算可见光无线终端的位置;然后,依据随机优化理论,将高斯赋权模型

校准建模为随机优化问题,并设计了高效的赋权模型优化算法,从而确定指纹赋权模型的最佳参数,以提升可见光定位系统指纹推算方法的精度.通过对指纹赋权模型的高效建模与优化,本文提出的指纹定位方法能够有效抵抗环境噪声干扰,弥补指纹匹配误差,极大地提升了可见光指纹定位的定位精度.通过仿真实验表明,所提出的指纹定位算法相比于经典的指纹定位技术具有更高的定位精确度.

2 系统模型

2.1 系统设置

考虑基于可见光信号的指纹定位系统,包含 M 个LED灯,作为发射器部署在房间天花板上,另外还有一个用户终端,配备了光电二极管作为接收器,用于感知LED发射的可见光信号强度,如图1所示.令 $\mathbf{p}_m \in \mathbb{R}^3$ 和 $\mathbf{v}_m \in \mathbb{R}^3$ 分别表示第 m 个LED灯的位置坐标和姿态向量,其中, \mathbf{v}_m 为单位向量,即 $\|\mathbf{v}_m\|_2=1$,用以表征LED的方位角和俯仰角, $m=1:M$.此外,令 $\mathbf{x}_R \in \mathbb{R}^3$ 和 $\mathbf{u}_R \in \mathbb{R}^3$ 分别表示接收器的位置坐标和姿态向量,其中 \mathbf{u}_R 为单位向量,即 $\|\mathbf{u}_R\|_2=1$,用以表征接收器光电二极管的方位角和俯仰角^[14].为了表述简洁,令 $\boldsymbol{\alpha}_R = (\mathbf{x}_R, \mathbf{u}_R) \in \mathbb{R}^6$ 表示接收机位置和姿态的联合变量.

2.2 观测模型

本文所设计的可见光指纹定位系统将利用PD与LED之间的可见光接收信号强度RSS来进行指纹建库、推理模型优化和定位推算.令 $z_m \in \mathbb{R}$ 表示无线终端PD接收到的来自第 m 个LED的可见光信号强度,它依赖于LED端的发射增益、传输损耗、PD端的入射增益和收发器特征常数(如发射功率、接收器孔径大小、光学滤波器增益等).LED的可见光辐射模式通常用朗伯模型刻画^[3].令 r_m 表示灯泡的朗伯阶数,用于指示LED光束的角度增益衰减程度(等效于指示了光束宽度),表示为 $r_m = -\frac{\ln 2}{\ln \cos(A_{1/2})}$,其中, $A_{1/2}$ 表示LED灯的半功率角.朗伯阶数(Lambertian order)越大,角度增益衰减越快,表明LED的光束越窄.令 W_m 表示第 m 个LED灯的发射功率.对于接收端的光电二极管,假设其孔径大小、集中器增益和光学滤波器增益分别表示为 Φ_R 、 G_R 和 G_R ,皆为常量^[6].

可见光信号传播分为视距传播和非视距传播两个部分.对于视距传播,令 $\phi_m \in [0, 2\pi)$ 表示第 m 个LED灯的视距传播路径信号的发射角,令 $\theta_m \in [0, 2\pi)$ 表示第 m 个LED灯的视距传播路径在接收器端的入射角,其中, $m=1:M$.传播角度参数 ϕ_m 及 θ_m 与接收器的位置和姿态 $\boldsymbol{\alpha}_R$ 有关,可很方便地依据收发机之间几何关系

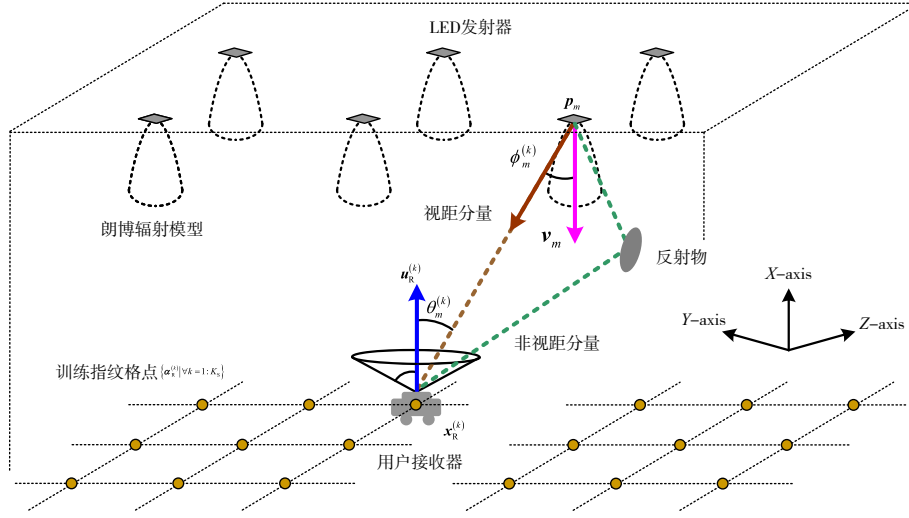


图1 可见光朗博辐射场景及指纹定位系统示意图

来确定^[14], 此处不予赘述. 令 ϕ_{FOV} 和 θ_{FOV} 分别表示 LED 发射器和 PD 接收器的视场角 (Field-Of-View, FOV). 给定接收器位置和姿态向量 \mathbf{a}_R , 当其视距路径的发射角 ϕ_m 和入射角 θ_m 分别不超过视场角 ϕ_{FOV} 和 θ_{FOV} 时, 接收器可观测到来自 LED 的可见光信号, 其 RSS 值 z_m 可表述为

$$z_m = h_m(\mathbf{a}_R) + \zeta_m^{\text{nlos}} + \varepsilon_m \quad (1)$$

其中, ε_m 表示观测噪声强度, 包含了暗电流及热噪声, 而 $h_m(\mathbf{a}_R)$ 表示视距传播函数, 可表示为^[7]

$$h_m(\mathbf{a}_R) = \Psi_m \frac{(r_m + 1) (\cos(\phi_m))^{r_m} \cos(\theta_m)}{\|\mathbf{x}_R - \mathbf{p}_m\|_2^2} \quad (2)$$

其中, $\Psi_m = \frac{\Gamma_R G_R \Omega_R \sqrt{W_m}}{2\pi}$ 表示系统常数, 它与接收器孔径大小 Ω_R 、集中器增益 Γ_R 、光学滤波器增益 G_R 及 LED 发射功率 W_m 有关, ϕ_m 及 θ_m 与 \mathbf{a}_R 有关系. 另外, ζ_m^{nlos} 表示非视距分量的信号强度, 包含了多径反射和漫散射信号成分. 对于第 m 个 LED 发射器和接收器位置 \mathbf{x}_R , 其第 n 个散射点位置假定为 $\boldsymbol{\chi}_{m,n} \in \mathbb{R}^3, \forall n = 1: N_s$, 其中 N_s 表示散射点总数, 则非视距分量强度 ζ_m^{nlos} 为 N_s 径散射信号强度之和, 描述为^[4]

$$\zeta_m^{\text{nlos}} = \sum_{n=1: N_s} \lambda_{m,n} \Psi_m \frac{(r_m + 1) (\cos(\phi_{m,n}^{\text{nlos}}))^{r_m} \cos(\theta_{m,n}^{\text{nlos}})}{2\pi \|\mathbf{p}_m - \boldsymbol{\chi}_{m,n}\|_2^2 \|\boldsymbol{\chi}_{m,n} - \mathbf{x}_R\|_2^2} \quad (3)$$

其中, $\phi_{m,n}^{\text{nlos}}$ 和 $\theta_{m,n}^{\text{nlos}}$ 分别表示对应的非视距链路的发射角和入射角, 而 $\lambda_{m,n} \in (0, 1)$ 表示反射物的反射系数. 因此, 给定 $(\mathbf{p}_m, \mathbf{v}_m, \boldsymbol{\chi}_{m,n}, \mathbf{x}_R, \mathbf{u}_R)$, 可以很容易地根据几何知识确定 $\phi_{m,n}^{\text{nlos}}$ 和 $\theta_{m,n}^{\text{nlos}}$, 此处不予赘述.

使 $\mathbf{z} = \text{vec}[z_m | \forall m = 1: M] \in \mathbb{R}^M$, 其中, vec 表示将元素堆叠为列向量. 同时, 为了行文简洁, 假设所有 LED

的信号都能被接收器接收 (该假设不会影响系统模型的数学结构), 则 \mathbf{z} 可以建模为如下模型

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{a}_R) + \boldsymbol{\zeta}^{\text{nlos}} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (4)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{a}_R) = \text{vec}[h_m(\mathbf{a}_R) | \forall m = 1: M] \in \mathbb{R}^M \quad (5)$$

其中, $\boldsymbol{\varepsilon} \in \mathbb{R}^M$ 是噪声向量, $\boldsymbol{\zeta}^{\text{nlos}} = \text{vec}[\zeta_m^{\text{nlos}} | \forall m = 1: M] \in \mathbb{R}^M$ 表示非视距分量向量.

本文的可见光指纹定位方法包含两个过程: 建库训练和定位推算. 在建库训练阶段, 指纹定位系统将在位置和角度空间上确定一组格点 $\{\boldsymbol{\alpha}_R^{(k)} | \forall k = 1: K_G\}$ (一个确定的位置格点包含多个不同角度的格点), 如图 1 所示, 其中, K_G 表示位置-角度格点总量, 而每个格点的位置坐标 $\mathbf{x}_R^{(k)}$ 和姿态向量 $\mathbf{u}_R^{(k)}$ 均为已知量. 然后, 接收机将在每个已知格点 $\boldsymbol{\alpha}_R^{(k)}$ 上观测来自不同 LED 的接收信号强度 $\mathbf{z}^{(k)}$, 以建立指纹数据库 $\{\boldsymbol{\alpha}_R^{(k)}, \mathbf{z}^{(k)} | \forall k = 1: K_G\}$, 并对指纹数据库的推理模型进行优化 (训练). 在定位推算阶段, 接收机将即时接收可见光信号, 并测量其对应的接收信号强度 \mathbf{z} , 然后依据可见光指纹库 $\{\boldsymbol{\alpha}_R^{(k)}, \mathbf{z}^{(k)} | \forall k = 1: K_G\}$ 及训练好的指纹推理模型, 对接收机的位置和姿态进行估计, 得到 $\hat{\mathbf{a}}_R$. 需要说明的是, 本文设计的可见光指纹定位推算方法不需要观测信号模型. 上述模型介绍主要是用于阐明数据指纹与传播环境和无线终端位置参数的关系, 以阐明各个系统参数对指纹定位的影响.

由式 (3) 可知, 非视距分量 ζ_m^{nlos} 的传播模型非常复杂, 且依赖多个未知参数^[4] (如反射物位置 $\boldsymbol{\chi}_{m,n}$ 和反射系数 $\lambda_{m,n}$ 等), 难以准确刻画. 因此, 非视距分量将对基于信号传播模型的可见光无线定位产生巨大干扰, 严重制约了可见光无线定位的性能. 因此, 本文不再使用

信号传播模型,转而研究基于指纹推算的可见光无线定位方法.由于非视距分量 ζ^{NLOS} 依赖于接收器位置参数 α_{R} ,因此将其视作 α_{R} 的鉴别性指纹(不再是干扰),并设计高效的指纹推算模型优化方法,以增强可见光定位的性能,如下所述.

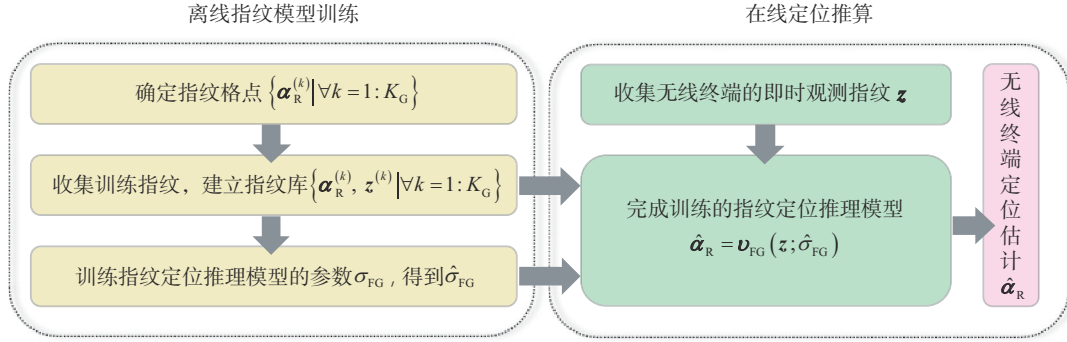


图2 基于指纹模型优化的可见光无线定位原理框图

3.1 离线建库训练阶段

离线建库训练阶段主要是在已知格点 $\{\alpha_{\text{R}}^{(k)} | \forall k=1:K_{\text{G}}\}$ 上采集各个LED灯的可见光接收信号强度 $\{z^{(k)} | \forall k=1:K_{\text{G}}\}$,建立指纹库 $\Theta_{\text{FULL}} = \{\alpha_{\text{R}}^{(k)}, z^{(k)} | \forall k=1:K_{\text{G}}\}$,并以此训练指纹推理模型参数.

依据最大熵原理^[15,16],将指纹推理模型构建为高斯型函数,具有最小的模型失配风险.具体而言,给定接收器的即时观测指纹 z (用于定位),从指纹库中选定参考指纹 $z^{(k)}$,其定位权重 $w^{(k)} \in \mathbb{R}$ 描述为

$$w^{(k)}(\sigma_{\text{FG}}) = \exp\left(-\frac{\|z - z^{(k)}\|_2^2}{2\sigma_{\text{FG}}^2}\right) \quad (6)$$

其中, $\sigma_{\text{FG}} \geq 0$ 为高斯赋权模型参数,用于确定参考指纹 $z^{(k)}$ 的权重.显然, σ_{FG}^2 越小,指纹赋权模型(6)中的高斯型函数越尖锐,则对于固定的指纹匹配误差 $\|z - z^{(k)}\|_2^2$,参考指纹 $z^{(k)}$ 对应的定位权重越小.同时,如果指纹库中的参考指纹 $z^{(k)}$ 相距接收器的观测指纹 z 越远, $\|z - z^{(k)}\|_2^2$ 越大,则表明参考指纹 $z^{(k)}$ 越不可靠,提供给接收器的位置信息量越小,其定位权重 $w^{(k)}$ 也越小.

建立指纹库 $\{\alpha_{\text{R}}^{(k)}, z^{(k)} | \forall k=1:K_{\text{G}}\}$ 之后,便要对指纹赋权模型(6)进行训练.指纹推理模型训练就是利用 $\{\alpha_{\text{R}}^{(k)}, z^{(k)} | \forall k=1:K_{\text{G}}\}$ 对推理模型参数 σ_{FG} 进行优化校准的过程.

具体而言,首先从指纹库 $\{\alpha_{\text{R}}^{(k)}, z^{(k)} | \forall k=1:K_{\text{G}}\}$ 中选取一组指纹 $\{\alpha_{\text{R}}^{(s)}, z^{(s)} | \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}\}$ 作为目标指纹,其中, Θ_{OBJ} 为目标指纹的指标集合;同时将其余指纹 $\{\alpha_{\text{R}}^{(k)}, z^{(k)} | \forall k \in \Theta_{\text{REF}}\}$ 作为参考指纹, Θ_{REF} 为其指标集

3 基于指纹推理模型优化的可见光无线定位方法

可见光指纹定位方法主要分为离线建库训练和在线定位推算两个阶段,如图2所示.

合,即 $\Theta_{\text{REF}} = \{k \notin \Theta_{\text{OBJ}} | \forall k=1:K_{\text{G}}\}$;因此,满足 $|\Theta_{\text{OBJ}}| + |\Theta_{\text{REF}}| = K_{\text{G}}$, $\Theta_{\text{OBJ}} \cup \Theta_{\text{REF}} = \Theta_{\text{FULL}}$ 且 $\Theta_{\text{OBJ}} \cap \Theta_{\text{REF}} = \emptyset$,其中 $|\Theta|$ 表示集合 Θ 中元素数量.然后,将参考指纹 $z^{(k)} | k \in \Theta_{\text{REF}}$ 与目标指纹 $z^{(s)} | s \in \Theta_{\text{OBJ}}$ 进行匹配,依据式(6)得到参考指纹 $z^{(k)}$ 对目标指纹 $z^{(s)}$ 进行定位时的权重 $w_s^{(k)}$:

$$w_s^{(k)}(\sigma_{\text{FG}}) = \exp\left(-\frac{\|z^{(s)} - z^{(k)}\|_2^2}{2\sigma_{\text{FG}}^2}\right) \quad (7)$$

然后,依据参考指纹的已知位置和姿态标签、以及该指纹的权重 $\{\alpha_{\text{R}}^{(k)}, w_s^{(k)} | \forall k \in \Theta_{\text{REF}}, \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}\}$,便可以对目标指纹 $z^{(s)}$ 的位置和姿态进行推算,如下所述:

$$\hat{\alpha}_{\text{R}}^{(s)} = \frac{\sum_{k \in \Theta_{\text{REF}}} w_s^{(k)}(\sigma_{\text{FG}}) \alpha_{\text{R}}^{(k)}}{\sum_{k \in \Theta_{\text{REF}}} w_s^{(k)}(\sigma_{\text{FG}})} \quad (8)$$

令 $w_s(\sigma_{\text{FG}}) = \text{vec}[w_s^{(k)}(\sigma_{\text{FG}}) | \forall k \in \Theta_{\text{REF}}] \in \mathbb{R}^{|\Theta_{\text{REF}}|}$,令 $A_{\text{REF}} = \text{mat}[\alpha_{\text{R}}^{(k)\text{T}} | \forall k \in \mathbb{R}^{|\Theta_{\text{REF}}|}] \in \mathbb{R}^{|\Theta_{\text{REF}}| \times 6}$,其中, mat 表示将向量/矩阵元素在不同行上堆叠为矩阵,则式(8)中目标指纹的定位推算可重新表述为

$$\hat{\alpha}_{\text{R}}^{(s)} = \frac{(A_{\text{REF}})^{\text{T}} w_s(\sigma_{\text{FG}})}{\|w_s(\sigma_{\text{FG}})\|_1} \quad (9)$$

其中, T 为矩阵/向量的转置.为了表述简洁,令 $\bar{w}_s(\sigma_{\text{FG}}) = \frac{w_s(\sigma_{\text{FG}})}{\|w_s(\sigma_{\text{FG}})\|_1}$,此处 $\|\cdot\|_1$ 表示 $L-1$ 范数.

由于目标指纹 $z^{(s)}$ 对应的位置和姿态标签 $\alpha_{\text{R}}^{(s)}$ 已知,便可依据定位推理结果 $\hat{\alpha}_{\text{R}}^{(s)}$ 与已知标签 $\alpha_{\text{R}}^{(s)}$ 之间的误差,对指纹赋权模型参数 σ_{FG} 进行评估和优化.将目

标指纹库 $\{\alpha_R^{(s)}, z^{(s)} | \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}\}$ 中的指纹逐一选中, 并收集所有目标指纹的估计结果, 便可对指纹赋权参数进行综合优化.

问题描述: 指纹赋权模型校准就是在给定参考指纹集合 \mathbf{A}_{REF} 的情况下, 求得最优的指纹赋权模型参数 σ_{FG} , 使基于参考指纹的定位估计 $\{\mathbf{A}_{\text{REF}}^T \bar{\mathbf{w}}_s(\sigma_{\text{FG}}) | \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}\}$ 与已知测试指纹标签 $\{\alpha_R^{(s)} | \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}\}$ 之间的误差最小, 也即解决下述优化问题:

$$P_{\text{WMO}} : \hat{\sigma}_{\text{FG}} = \arg \min_{\sigma_{\text{FG}}} \sum_{s \in \Theta_{\text{OBJ}}} \left\| \alpha_R^{(s)} - \mathbf{A}_{\text{REF}}^T \bar{\mathbf{w}}_s(\sigma_{\text{FG}}) \right\|_2^2 \quad (10)$$

为了简洁, 令 $\mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} = \mathbf{I}_{|\Theta_{\text{OBJ}}|} \otimes \mathbf{A}_{\text{REF}}^T \in \mathbb{R}^{6|\Theta_{\text{OBJ}}| \times |\Theta_{\text{OBJ}}| |\Theta_{\text{REF}}|}$, 其中, $\mathbf{I}_{|\Theta_{\text{OBJ}}|}$ 表示 $|\Theta_{\text{OBJ}}|$ 维单位矩阵, \otimes 表示哈达玛积, 令 $\tilde{\alpha}_R = \text{vec}[\alpha_R^{(s)} | \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}] \in \mathbb{R}^{6|\Theta_{\text{OBJ}}|}$, 令 $\bar{\mathbf{w}}(\sigma_{\text{FG}}) = \text{vec}[\bar{\mathbf{w}}_s(\sigma_{\text{FG}}) | \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}] \in \mathbb{R}^{|\Theta_{\text{OBJ}}| |\Theta_{\text{REF}}|}$, 则指纹赋权模型优化问题可重新表述为下面更加简洁的数学形式, 其中 $\varphi(\sigma_{\text{FG}})$ 表示代价函数.

$$P_{\text{WMO}} : \hat{\sigma}_{\text{FG}} = \arg \min_{\sigma_{\text{FG}}} \underbrace{\left\| \tilde{\alpha}_R - \mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} \bar{\mathbf{w}}(\sigma_{\text{FG}}) \right\|_2}_{\varphi(\sigma_{\text{FG}})} \quad (11)$$

技术挑战: 由于赋权模型 $\bar{\mathbf{w}}(\sigma_{\text{FG}})$ 是其参数 σ_{FG} 的非线性函数, 使得上述优化问题 P_{WMO} 对于优化变量 σ_{FG} 是非凸的, 给指纹赋权模型优化算法设计带来很大的挑战.

解决思路: 为了解决上述技术难题, 本文将挖掘赋权模型 $\bar{\mathbf{w}}(\sigma_{\text{FG}})$ 关于 σ_{FG} 的隐含凸性子结构, 构建非凸性代价函数 $\varphi(\sigma_{\text{FG}})$ 的凸性代理函数^[17] (convex surrogate function), 然后设计一个的高效迭代优化算法, 连续优化该凸性代理函数, 最终得到原优化问题 P_{WMO} 的局部最优解.

具体来说, 首先给定的初始解 $\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[0]}$, 然后不断优化凸性代理函数, 直至收敛. 假定 $\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}$ 在第 j 次迭代中已经得到, 则在第 $(j+1)$ 次迭代时, 令 $\varphi_{\text{CS}}(\sigma_{\text{FG}} | \hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})$ 表示代价函数的凸性代理函数, 其表达式为

$$\varphi_{\text{CS}}(\sigma_{\text{FG}} | \hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) = \left\| \tilde{\alpha}_R - \mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} \bar{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) - \mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} \mathbf{g}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})(\sigma_{\text{FG}} - \hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) \right\|_2^2 \quad (12)$$

其中, $\mathbf{g}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) = \nabla_{\sigma_{\text{FG}}}(\bar{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}))$ 为 $\bar{\mathbf{w}}(\sigma_{\text{FG}})$ 在 $\sigma_{\text{FG}} = \hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}$ 处对 σ_{FG} 的导数, 表达式为

$$\mathbf{g}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) = \text{vec}[\mathbf{g}_s(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) | \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}] \in \mathbb{R}^{|\Theta_{\text{OBJ}}| |\Theta_{\text{REF}}|} \quad (13)$$

$$\mathbf{g}_s(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) = \text{vec}[\mathbf{g}_s^{(k)}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) | \forall k \in \Theta_{\text{REF}}] \in \mathbb{R}^{|\Theta_{\text{REF}}|} \quad (14)$$

$$\mathbf{g}_s^{(k)}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) = \left(\frac{\|z^{(s)} - z^{(k)}\|_2^2}{\|\mathbf{w}_s(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})\|_1 (\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})^3} - \frac{\|\rho_s(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})\|_1}{\|\mathbf{w}_s(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})\|_1^2} \right) \mathbf{w}_s^{(k)}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) \quad (15)$$

$$\rho_s(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) = \text{vec}[\rho_s^{(k)}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) | \forall k \in \Theta_{\text{REF}}] \in \mathbb{R}^{|\Theta_{\text{REF}}|} \quad (16)$$

$$\rho_s^{(k)}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) = \frac{\|z^{(s)} - z^{(k)}\|_2^2}{(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})^3} \mathbf{w}_s^{(k)}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) \quad (17)$$

在当前迭代中, 利用前次迭代结果 $\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}$, 连续解决下面的最小化问题:

$$\tilde{P}_{\text{WMO}}^{[j+1]} : \hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j+1]} = \arg \min_{\sigma_{\text{FG}}} \varphi_{\text{CS}}(\sigma_{\text{FG}} | \hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) \quad (18)$$

由于 $\varphi_{\text{CS}}(\sigma_{\text{FG}} | \hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})$ 是关于 σ_{FG} 的凸函数, 因此依据子问题 $\tilde{P}_{\text{WMO}}^{[j+1]}$, σ_{FG} 在给定 $\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}$ 条件下的最佳估计为

$$\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j+1]} = \hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]} + \left(\mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} \mathbf{g}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) \right)^{\dagger} (\tilde{\alpha}_R - \mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} \bar{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})) \quad (19)$$

其中 $\left(\mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} \mathbf{g}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) \right)^{\dagger} = \left(\mathbf{g}^T(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) (\mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#})^T \mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} \mathbf{g}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) \right)^{-1} \cdot \mathbf{g}^T(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]}) (\mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#})^T$ 表示 $\mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} \mathbf{g}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})$ 的伪逆.

综上所述, 由于指纹赋权模型的非线性特性, 指纹赋权模型校准是个复杂的非凸函数优化问题. 为了应对该挑战, 本文提出了连续凸函数逼近的优化方法, 构建凸性代理函数, 求解代理函数下的最优解. 据此, 不断迭代凸性代理函数和赋权模型参数, 直至收敛, 最终获得赋权模型优化原问题的局部最优解. 具体而言, 给定初始解 $\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[0]}$, 利用指纹库 $\{\alpha_R^{(k)}, z^{(k)} | \forall k = 1: K_G\}$ 建立测试指纹标签向量 $\tilde{\alpha}_R$ 及参考指纹 $\mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#}$, 然后依据式(19)不断迭代优化 $\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j+1]}$, 直至收敛. 算法 1 总结了赋权模型优化算法的伪代码.

算法 1 指纹赋权模型优化算法

输入: 训练指纹库 $\{\alpha_R^{(k)}, z^{(k)} | \forall k = 1: K_G\}$.

输出: 指纹赋权模型参数最佳估计 $\hat{\sigma}_{\text{FG}} = \hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j+1]}$.

- 1: 构建参考指纹库 $\{\alpha_R^{(k)}, z^{(k)} | \forall k \in \Theta_{\text{REF}}\}$ 和 $\{\alpha_R^{(s)}, z^{(s)} | \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}\}$
- 2: 构建矩阵 $\mathbf{A}_{\text{REF}} = \text{mat}[(\alpha_R^{(k)})^T | \forall k \in \Theta_{\text{REF}}] \in \mathbb{R}^{|\Theta_{\text{REF}}| \times 6}$
- 3: 构建向量 $\tilde{\alpha}_R = \text{vec}[\alpha_R^{(s)} | \forall s \in \Theta_{\text{OBJ}}] \in \mathbb{R}^{6|\Theta_{\text{OBJ}}|}$
- 4: 构建矩阵 $\mathbf{A}_{\text{REF}}^{\#} = \mathbf{I}_{|\Theta_{\text{OBJ}}|} \otimes \mathbf{A}_{\text{REF}}^T \in \mathbb{R}^{6|\Theta_{\text{OBJ}}| \times |\Theta_{\text{OBJ}}| |\Theta_{\text{REF}}|}$
- 5: 初始化指纹赋权参数 $\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[0]}$
- 6: 当不收敛时执行(迭代更新 $j = 1: N_{\text{in}} // N_{\text{in}}$ 为最大迭代次数)
- 7: 依据式(13)计算并更新 $\mathbf{g}(\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j]})$
- 8: 依据式(19)计算并更新 $\hat{\sigma}_{\text{FG}}^{[j+1]}$
- 9: 结束迭代

3.2 在线定位推算阶段

离线指纹训练之后,便可得到校准后的指纹赋权模型式(6).那么,给定即时观测 \mathbf{z} ,便可依据指纹库 $\{\alpha_R^{(k)}, \mathbf{z}^{(k)} | \forall k=1:K_G\}$ 及赋权模型参数 $\hat{\sigma}_{FG}$,对接收器所在的位置和姿态向量进行估计,如算法1.

首先,给定接收器在某个位置和姿态下的即时观测 \mathbf{z} ,依次选中指纹库 $\{\alpha_R^{(k)}, \mathbf{z}^{(k)} | \forall k=1:K_G\}$ 中的指纹 $\mathbf{z}^{(k)}$ 作为参考指纹,计算指纹匹配误差 $\|\mathbf{z}-\mathbf{z}^{(k)}\|_2^2$,并按照式(6)对参考指纹 $\mathbf{z}^{(k)}$ 进行赋权,得到其权重 $w^{(k)}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z})$,其中 $\hat{\sigma}_{FG}$ 是在训练阶段利用算法1进行优化得到的指纹赋权参数.对所有参考指纹 $\{\mathbf{z}^{(k)} | \forall k=1:K_G\}$ 逐一进行上述赋权操作,便可得到所有指纹的权重 $\{w^{(k)}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z}) | \forall k=1:K_G\}$.

综合所有参考指纹及其权重 $\{\alpha_R^{(k)}, w^{(k)}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z}) | \forall k=1:K_G\}$,对接收器位置和姿态进行推算.令 $\Phi_R = \left(\text{mat}\left[\left(\alpha_R^{(k)}\right)^T | \forall k=1:K_G\right]\right)^T \in \mathbb{R}^{6 \times K_G}$,令 $\tilde{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z}) = \text{vec}\left[w^{(k)}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z}) | \forall k=1:K_G\right] \in \mathbb{R}^{K_G}$,然后对该权重向量进行如下方式的归一化:

$$\hat{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z}) = \frac{\tilde{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z})}{\|\tilde{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z})\|_1} \quad (20)$$

那么,接收器的位置和姿态联合参数 $\hat{\mathbf{a}}_R$ 便可推算为

$$\hat{\mathbf{a}}_R = \Phi_R \hat{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z}) \quad (21)$$

进而,便可以分别获得接收器的位置坐标估计 $\hat{\mathbf{x}}_R$ 和姿态向量估计 $\hat{\mathbf{u}}_R$,介绍如下:

$$\hat{\mathbf{x}}_R = [\hat{\mathbf{a}}_R]_{1:3} \quad (22)$$

$$\hat{\mathbf{u}}_R = \frac{\tilde{\mathbf{u}}_R}{\|\tilde{\mathbf{u}}_R\|_2} \quad (23)$$

其中,姿态向量估计 $\tilde{\mathbf{u}}_R = [\hat{\mathbf{a}}_R]_{4:6}$,而 $[\hat{\mathbf{a}}_R]_{4:6}$ 表示向量 $\hat{\mathbf{a}}_R$ 的第4至6个元素组成的分量.另外,式(23)对姿态向量 $\tilde{\mathbf{u}}_R$ 进行了归一化,使其满足单模特性.

综上所述,给定无线终端在某个位置 \mathbf{x}_R 、以某个姿态 \mathbf{u}_R 观测得到的即时样本指纹 \mathbf{z} 之后,利用参考指纹库 $\{\alpha_R^{(k)}, \mathbf{z}^{(k)} | \forall k=1:K_G\}$ 和经过算法1训练得到的赋权模型参数 $\hat{\sigma}_{FG}$,便可根据上述基于指纹推算的定位过程对接收器的位置和姿态进行估计.令 $\hat{\mathbf{a}}_R = \mathbf{v}_{FG}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z})$ 表示式(21)描述的指纹定位推理函数.算法2总结了上述基于指纹推算的可见光无线定位算法 $\hat{\mathbf{a}}_R = \mathbf{v}_{FG}(\hat{\sigma}_{FG}; \mathbf{z})$ 的伪代码.

需要说明的是,本文所提模型及算法假定了不变

算法2 基于指纹推算的可见光无线定位算法

输入:即时观测 \mathbf{z} ,指纹库 $\{\alpha_R^{(k)}, \mathbf{z}^{(k)} | \forall k=1:K_G\}$,完成校准的赋权模型参数 $\hat{\sigma}_{FG}$.

输出:接收器位置估计 $\hat{\mathbf{x}}_R$ 和姿态估计 $\hat{\mathbf{u}}_R$.

- 1: 循环取值 $k=1:K_G$ 并执行
- 2: 从指纹库中选择第 k 个指纹 $(\alpha_R^{(k)}, \mathbf{z}^{(k)})$ 作为参考指纹;
- 3: 计算指纹匹配误差 $\|\mathbf{z}-\mathbf{z}^{(k)}\|_2^2$;
- 4: 依据式(6)计算参考指纹 $\mathbf{z}^{(k)}$ 的权重 $w^{(k)}(\hat{\sigma}_{FG})$;
- 5: 结束循环
- 6: 获得指纹库及权重 $\{\alpha_R^{(k)}, w^{(k)}(\hat{\sigma}_{FG}) | \forall k=1:K_G\}$;
- 7: 构建权重向量 $\tilde{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{FG}) = \text{vec}\left[w^{(k)}(\hat{\sigma}_{FG}) | \forall k=1:K_G\right] \in \mathbb{R}^{K_G}$;
- 8: 按照式(20)对权重向量 $\tilde{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{FG})$ 进行归一化,得到 $\hat{\mathbf{w}}(\hat{\sigma}_{FG})$;
- 9: 构建矩阵 $\Phi_R = \left(\text{mat}\left[\left(\alpha_R^{(k)}\right)^T | \forall k=1:K_G\right]\right)^T \in \mathbb{R}^{6 \times K_G}$;
- 10: 依据式(21)推算接收器的位置和姿态联合参数 $\hat{\mathbf{a}}_R$;
- 11: 依据式(22)和(23)分别获得接收器的位置估计 $\hat{\mathbf{x}}_R$ 和姿态估计 $\hat{\mathbf{u}}_R$.

的散射场景.如果散射环境发射较大变化,显然已有的指纹库便不再能够正确表征环境特征,因此也无法进行鲁棒性定位和测姿.对于变化环境或者场景,可以采用以下两种策略进行补偿.策略A:利用线下建库过程,即时补充新指纹,以适应新场景.策略B:运用众包(crowdsourcing)解决思路,对于新用户,完成其自身的定位之后,可以将其观测序列 \mathbf{z} 和定位结果 $\hat{\mathbf{a}}_R$ 整理为新的指纹 $\{\hat{\mathbf{a}}_R, \mathbf{z}\}$,从而不断补充新指纹,以抓取环境新特征.

当然,如果在建库阶段环境就是变化的(比如在人群往来频繁的地铁里,反射环境随机变化),那么所建立的训练指纹库便隐含了环境扰动特征,便可通过训练过程挖掘此类特性,使得指纹定位结果对环境变化具备一定的容忍度(鲁棒性),在仿真实验部分对此猜想进行了测试验证.

3.3 算法复杂度分析

完整版本:本文所提出的可见光指纹定位方法分为指纹训练(算法1)和定位推算(算法2)两个部分,其中根据式(12)至(19)可知指纹训练算法1的复杂度为 $O(|\Theta_{REF}| |\Theta_{OBJ}|)$,由式(21)可知定位推算算法2的计算复杂度为 $O(K_G)$.因而,所提指纹定位方法的总体复杂度为

$$\max\left\{O(|\Theta_{REF}| |\Theta_{OBJ}|), O(K_G)\right\} = O(|\Theta_{REF}| |\Theta_{OBJ}|) \quad (24)$$

此处需要注意,因为 Θ_{OBJ} 和 Θ_{REF} 是训练指纹库的子集,因而有 $|\Theta_{OBJ}| \leq K_G$ 和 $|\Theta_{REF}| \leq K_G$.进一步,考虑参考指纹数量 $|\Theta_{REF}|$ 和目标指纹数量 $|\Theta_{OBJ}|$ 与训练指纹数

量 K_G 成正比例关系, 即 $|\Theta_{\text{REF}}| \sim O(K_G)$, $|\Theta_{\text{OBJ}}| \sim O(K_G)$. 那么, 当训练指纹数量 K_G 不断增加时, 所提方法的计算复杂度为 $O(K_G^2)$.

简化版本: 由于训练指纹库是冗余的, 大部分参考指纹 $\{\alpha_R^{(k)}, z^{(k)} \mid \forall k \in \Theta_{\text{REF}}\}$ 远离目标所处位置, 其对应的权重很小. 在实际应用中, 可以通过约简参考指纹数量来极大降低指纹推理模型训练和定位推算过程的计算复杂度. 比如, 在指纹模型训练过程中, 通过式(7)获得各个参考指纹的初始权重后, 对参考指纹按照初始权重进行排序, 选择初始权重较大的 K_C 个指纹作为最终的参考指纹, 其中, $K_C \ll |\Theta_{\text{REF}}|$. 然后, 再利用选中的参考指纹进行归一化和指纹推理模型参数训练、指纹推算定位. 此时, 简化版本的算法复杂度为 $O(K_C |\Theta_{\text{OBJ}}|)$, 其中, $K_C \ll |\Theta_{\text{REF}}|$.

4 仿真测试

4.1 仿真场景设置

除非另行说明, 仿真中均采用表 1 中所述参数设置, 详细介绍如下. 考虑一个大小为 $4 \text{ m} \times 4 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ 立体定位空间(房间), 其中 LED 灯的数量设置为 $M = 6$, 均匀地部署在屋顶天花板上, 其光束方向垂直向下, 即 $\mathbf{v}_m = [0, 0, -1]^T$, 对于任意 $m = 1: M$ 成立. 同时, 对所有 LED 发射器, 设定其光源功率 W_m 为 10 Watt, LED 半功率角度 $A_{1/2}$ 为 60° , 其对应朗伯阶数 r_m 为 1, LED 视场角 ϕ_{FOV} 为 90° . 对于 PD 接收器, 设定其视场角 θ_{FOV} 为 90° , 光学滤波器增益 G_R 为 1, 光学集中器增益 Γ_R 为 2, 接收器孔径大小 Ω_R 为 4 mm^2 . 上述 LED 及 PD 参数设置符合常规, 并在文献中广泛采用^[18-21].

另外, 在地板平面上, 按照相等间距均匀划分多个位置格点, 如图 1 所示, 其中 X 轴、Y 轴和 Z 轴方向的位置格点数量分别为 $N_{\text{FGX}} = 20$, $N_{\text{FGY}} = 20$ 和 $N_{\text{FGZ}} = 1$. 另外, 对于每个训练格点, 将方位角 $(0, 2\pi)$ (与 X 轴夹角) 和俯仰角 $(0, \pi/4)$ (与 Z 轴夹角) 也分别按照相等间距划分多个格点, 其中方位角和俯仰角的格点数量分别为 $N_{\text{FGA}} = 18$ 和 $N_{\text{FGP}} = 4$, 以此建立指纹数据库. 因此, 训练指纹格点总量为 $K_G = N_{\text{FGX}} N_{\text{FGY}} N_{\text{FGZ}} N_{\text{FGA}} N_{\text{FGP}} = 28\ 800$. 从训练指纹库中随机选定 5% 作为目标指纹, 其余训练指纹用作参考指纹, 即 $|\Theta_{\text{OBJ}}| = \lfloor 0.05 K_G \rfloor$, 而 $|\Theta_{\text{REF}}| = K_G - |\Theta_{\text{OBJ}}|$, 其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整. 此外, 对于第 m 个 LED 和第 k 个格点, 散射点位置 $\chi_{m,n}^{(k)}$ 在房间内随机产生, $\lambda_{m,n}^{(k)} = 0.8, \forall n = 1: N_S, \forall k = 1: K_G$, 并设置 $N_S = 2$.

仿真中考虑接收端信噪比, 算式为 $\text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{\mathbf{E}\{\|\mathbf{h}(\alpha_R) + \zeta^{\text{nos}}\|_2^2\}}{\mathbf{E}\{\|\boldsymbol{\varepsilon}\|_2^2\}}$. 信噪比设置将在具体仿

表 1 可见光指纹定位系统参数设置

参数	数值
指纹定位区域大小	$4 \text{ m} \times 4 \text{ m} \times 3 \text{ m}$
LED 数量 M	6
LED 发射器光束指向	垂直向下 $\mathbf{v}_m = [0, 0, -1]^T$
PD 数量	1
LED 光源功率 W_m	10 Watt
LED 半功率角 $A_{1/2}$	60°
朗伯阶数 r_m	1
LED 视场角 ϕ_{FOV}	90°
PD 接收器视场角 θ_{FOV}	90°
接收器孔径大小 Ω_R	4 mm^2
光学滤波器增益 G_R	1
光学集中器增益 Γ_R	2
散射点反射系数 $\lambda_{m,n}^{(k)}$	0.8
X 轴方向的位置格点数量 N_{FGX}	20
Y 轴方向的位置格点数量 N_{FGY}	20
训练指纹方位角格点数量 N_{FGA}	18
训练指纹方位角范围	$(0, 2\pi)$
训练指纹俯仰角格点数量 N_{FGP}	4
训练指纹俯仰角范围	$(0, \pi/4)$

真实验中说明. 本文将以下广泛使用的可见光指纹定位算法作为基线方法, 以将其与本文提出的可见光指纹定位方法进行对比测试.

基线方法 1: 基于 KNN 指纹推理的定位算法^[9], 使用最近的 K 个指纹进行定位, 设置 $K=30$, 并使用均匀赋权方法对参考指纹进行赋权.

基线方法 2: 基于 WKNN 指纹推理的定位算法^[13], 使用最近的 K 个指纹进行定位, 设置 $K=30$, 使用距离倒数形式的赋权模型.

基线方法 3: 基于朗伯辐射模型的可见光无线定位方法^[22], 以接收信号强度 RSS 为观测数据, 利用视距路径模型解算无线终端的位置和姿态.

4.2 仿真结果分析

下面将首先仿真测试所提指纹定位方法的计算复杂度和收敛性, 然后分别分析信噪比、训练格点数量、非视距干扰等不同场景下的可见光无线定位性能.

4.2.1 算法收敛性及时间复杂度

所提指纹训练算法 1 的收敛曲线如图 3 所示, 其中 $\text{SNR}=20 \text{ dB}$. 可以看出, 算法 1 可以在迭代 5 次之后收敛, 收敛速度较快. 在测试算法复杂度时, 以 5 次迭代所用时间作为训练算法 1 所需要的 CPU 计算时间. 不同训练格点数量下所提指纹定位方法(算法 1 和算法 2)的 CPU 计算时间如图 4 所示, 其中图 4(a) 和 (b) 分别对应 3.3 节中介绍的完整版本和简化版本的 CPU 计算时间. 在简化版里, 参考指纹数量固定为

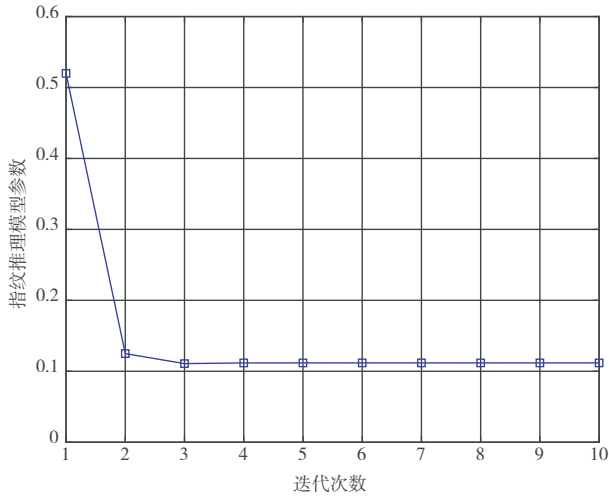
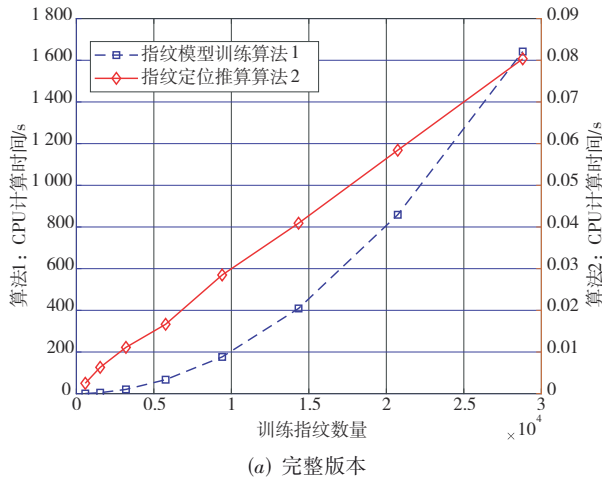
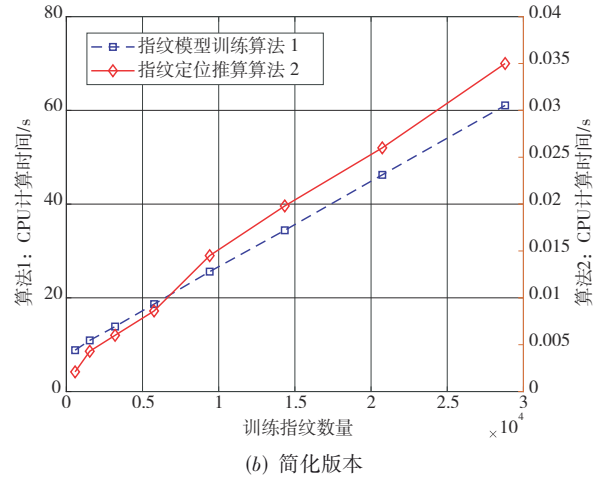


图3 指纹训练阶段的指纹赋权模型参数收敛曲线

$K_c = 550$. 由图4(a)可以看出,完整版本中算法1的计算复杂度与训练指纹数量 K_G 呈平方关系,而算法2与训练指纹数量 K_G 呈线性关系,符合3.3节中的理论分析结果.同时,简化版本的算法1和算法2复杂度与训



(a) 完整版本



(b) 简化版本

图4 所提指纹定位方法的计算复杂度与训练指纹数量的关系

4.2.3 不同格点数量的影响

图7和图8分别展示了不同训练格点数量(对应不同的空间分辨率)下各种可见光指纹定位算法的位置估计和姿态估计性能.可以看出,随着格点数量的增加,定位和姿态估计误差将会减小,符合预期效果.同时,由于本文提出的指纹赋权模型优化方法提升了指纹推理的精度,在相同的格点数量条件下,所提算法均获得了比基线算法更优的定位性能.而且,信噪比越高,指纹赋权模型优化的定位性能增益越大.

4.2.4 环境反射干扰的影响

图9、10分别展示了不同非视距干扰强度下各种可

见光指纹数量 K_G 呈线性关系.相比于完整版本,简化算法的计算时间大幅降低.

4.2.2 不同信噪比SNR的影响

图5、6分别展示了不同SNR条件下各种可见光指纹定位算法的位置估计和姿态角估计性能,其中576个格点情况对应于 $(N_{FGX}, N_{FGY}, N_{FGZ}, N_{FGA}, N_{FGP}) = (6, 6, 1, 4, 4)$.可以看到,在20 dB信噪比条件下,本文提出的可见光指纹定位算法可以实现35 cm的定位误差.另外,由于指纹推理模型的训练优化,本文设计的指纹定位方法在相同的条件下获得了比基线算法更小的定位误差,特别是在较高信噪比场景下.另外,随着信噪比增加,各种可见光指纹定位算法的误差将随之减小,并最终触及误差错误平层而不再减小.这是由于在高信噪比条件下,格点失配误差将超越噪声误差,成为主要误差源.特别地,由于非视距干扰的原因,基于信号传播模型的基线算法3具有更大的定位误差;相比之下,本文提出的指纹定位算法能够将不同位置处的非视距信号分量当作辨别性指纹,而不再是干扰,因此具有更好的定位性能.

见光指纹定位算法的位置估计和姿态估计性能,其中SNR=40 dB.可以看出,当非视距干扰较小时,基线方法3具有较好的定位精度.而当非视距干扰逐渐变强时,其定位误差也随之增大,超过指纹定位方法,这是由于基线方法3利用视距模型反向解算接收终端的位置和姿态,无法抑制非视距信号的干扰.与此不同,指纹定位方法将非视距信号用作鉴别性特征,其定位性能不受非视距干扰的影响.同时,由于指纹赋权模型优化过程提升了指纹推理的精度,本文所提指纹定位方法优于基于指纹推理的基线方法1和2.

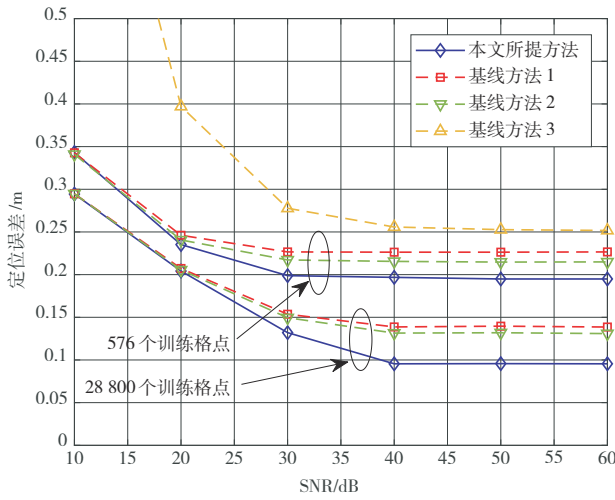


图5 不同信噪比条件下的定位性能

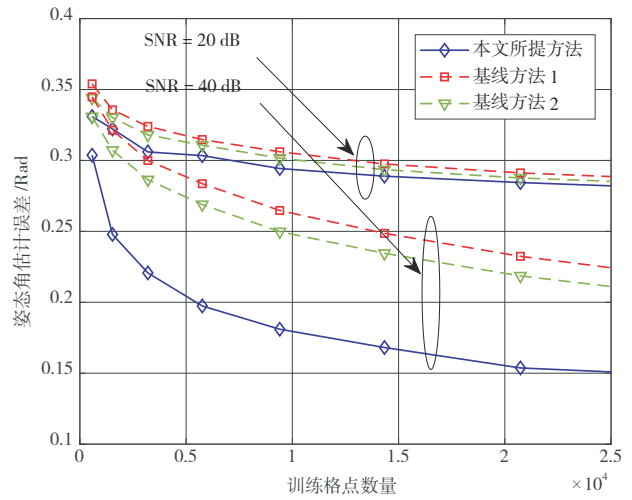


图8 不同格点数量下的姿态角估计性能

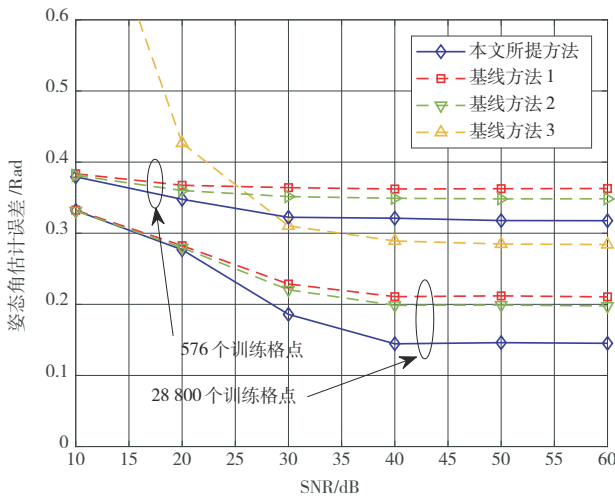


图6 不同信噪比条件下的姿态角估计性能

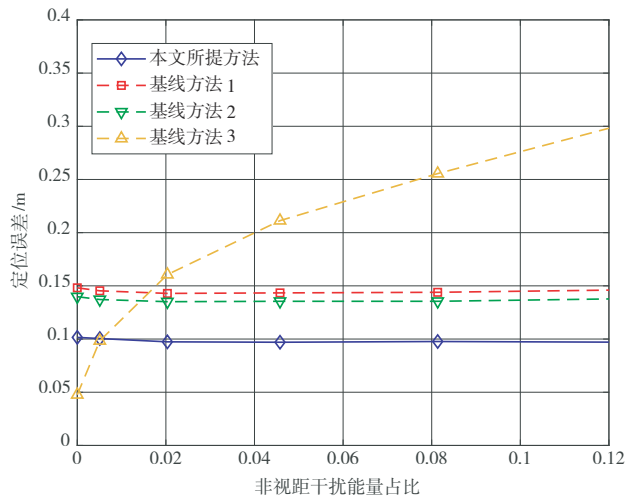


图9 位置估计性能与非视距干扰强度的关系

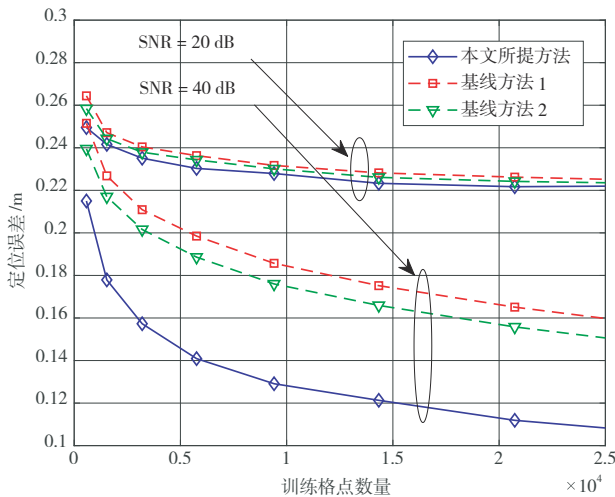


图7 不同格点数量下的定位性能

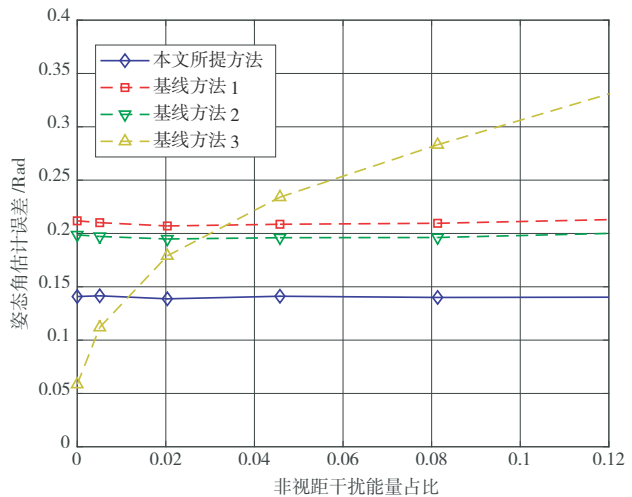


图10 姿态角估计性能与非视距干扰强度的关系

4.2.5 时变环境扰动的影响

为了阐明时变扰动环境的影响,仿真测试了不同扰

动环境下各种可见光定位方法的性能,结果如图11所示,其中SNR=40 dB. 仿真实验通过反射系数随机性变化来

表征定位环境参数扰动程度,其中随机性参数 $\zeta=0:0.1:0.5$ 表征反射系数 $\lambda_{m,n}^{(k)}$ 的随机性变化范围,即 $\lambda_{m,n}^{(k)}=0.5+\zeta \cdot \text{rand}$,其中 rand 表示 $(-1, 1)$ 之间的随机数, $\forall k=1:K_G$.在指纹建库训练和指纹定位阶段都考虑了上述反

射系数随机扰动情况.由图 11 可以看出,随着反射系数波动范围增大,指纹特征蕴含的鉴别性信息降低,定位误差会随之增大.但是,与基线算法相比,由于指纹赋权模型优化过程提升了指纹推理的精度,性能优于 3 种基线算法.

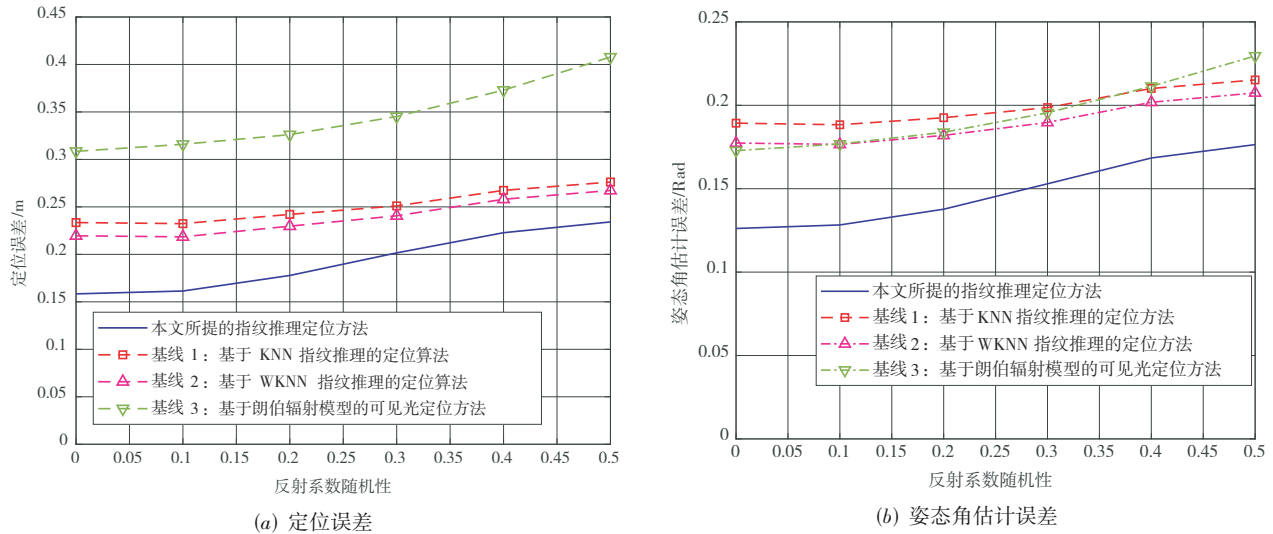


图 11 可见光定位性能与反射环境扰动强度的关系

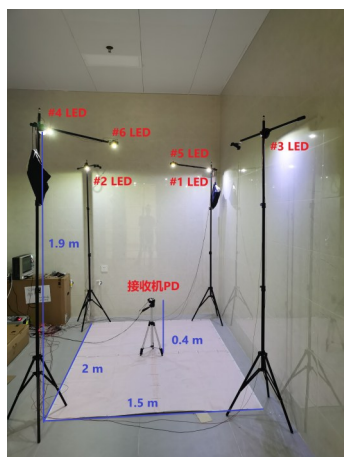
5 实验测试

5.1 实验场景说明

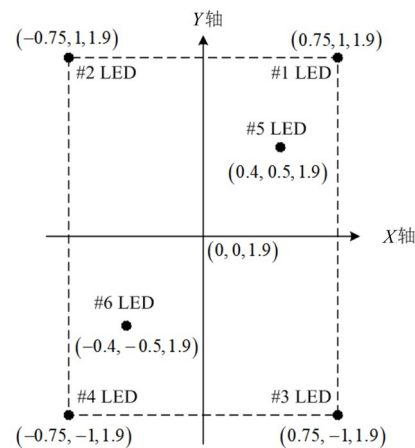
考虑 1.5 (m)×2 (m)×1.9 (m)的可见光指纹定位空间,如图 12 所示,并将场景中心靠近地面处设定为原点.实验系统包含发射端和接收端,其中发射端由 STM32 单片机驱动板、XY-2.5AD/电机模块和 LED 灯源组成,如图 13 所示.使用 6 个 LED(Cree XLAMP® XM-L2,额定功率 10 W)作为信号源,分别安装在(0.75, 1,

1.9)(-0.75, 1, 1.9)(0.75, -1, 1.9)(-0.75, -1, 1.9)(0.4, 0.5, 1.9)(-0.4, -0.5, 1.9)六个位置,LED 光束均朝下.首先,发射端使用 STM32 产生不同频率的脉冲宽度调制(Power Width Modulation, PWM)波形,然后将 PWM 波输入 XY-2.5AD/电机模块,用以驱动 6 个 LED 灯发光,各个 LED 灯的 PWM 调制频率分别为 885 Hz、1 725 Hz、2 500 Hz、3 125 Hz、4 235 Hz 和 4 685 Hz.

接收端 PD 高度为 0.4 m,由 Texas Instruments OPT101 模拟光强接收器(内置有 1 个 PD 光电二极管)



(a) 现场布局照片



(b) LED 布局示意图

图 12 实验场景图

和STM32单片机(内置ADC转换器)组成,置于接收终端,如图14所示,其中ADC采样率为120 kHz. LED灯发出的信号在空间传播后,由接收端OPT101模拟光强接收器进行接收,然后由ADC转为数字信号,进而由STM32单片机串口通信接口传输至电脑端进行处理. 采用离散傅里叶变换(DFT)在频域内分离LED信号,并从已知的6个LED调制信号频率附近测量振幅峰值,得到不同LED信源对应的RSS值. 如上所述,由于LED分别由不同频率的方波通过PWM进行调制,接收端可以在频域分离出不同LED的信源信号强度.

在指纹建库阶段,将地板平面等间距均匀划分出多个位置格点,如图12所示,其中X轴、Y轴和Z轴方向的位置格点数量分别为10,10,1. 另外,对于每个观测位置格点,将该位置处的方位角(0, 2 π)和俯仰角(0, $\pi/4$)都将等间隔地划分出6个和2个方向格点. 因

而,训练指纹库的格点总量为1 200. 然后,另行随机设定100组格点用于训练阶段的目标指纹(伪测试指纹)用于指纹推理模型训练,并随机测试40次进行定位和测向性能统计平均,以评估各个方法的性能. 同样选用第4章中的基线算法作为对比测试方法.

5.2 实验结果分析

实验结果如图15所示,其中总共展示了40次独立实验的结果. 可以看到,得益于指纹模型训练过程,本文所提算法的定位和测角性能分别达到0.15 m和0.19 Rad,均优于各个基线算法,其中基线算法1的定位精度为0.21 m、测角精度为0.24 Rad,基线算法2的定位精度为0.19 m、测角精度为0.23 Rad,基线算法3的定位精度为0.31 m、测角精度为0.26 Rad. 另外,相较于基线算法,所提方法的性能更加稳定.

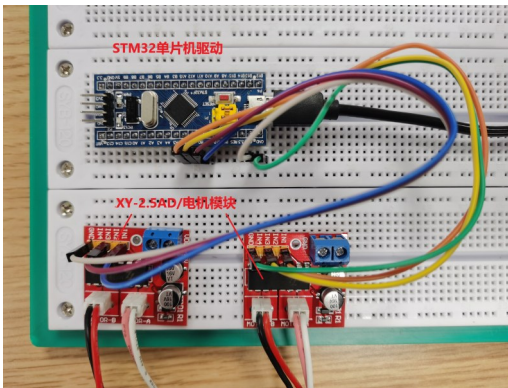


图13 发射端实物图

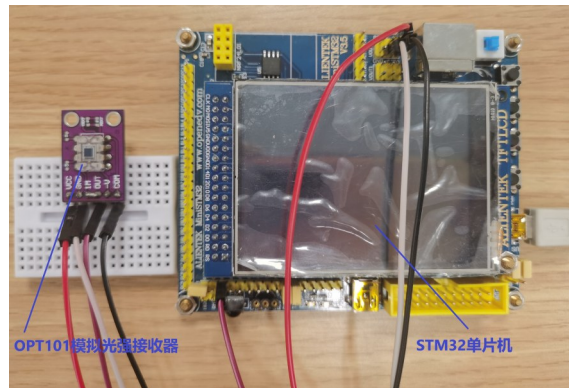
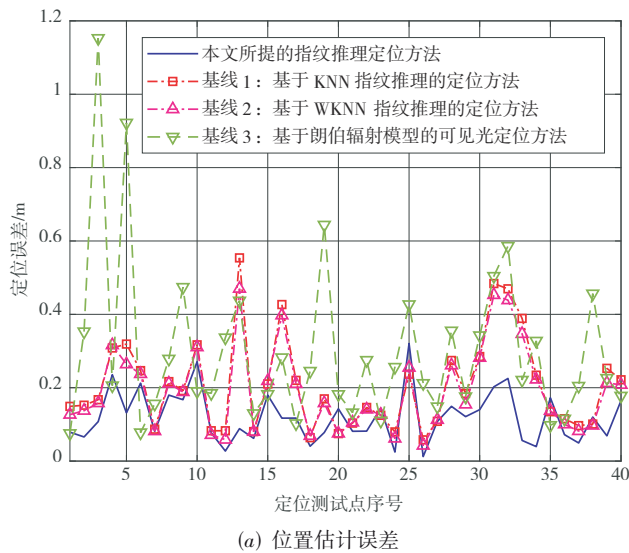
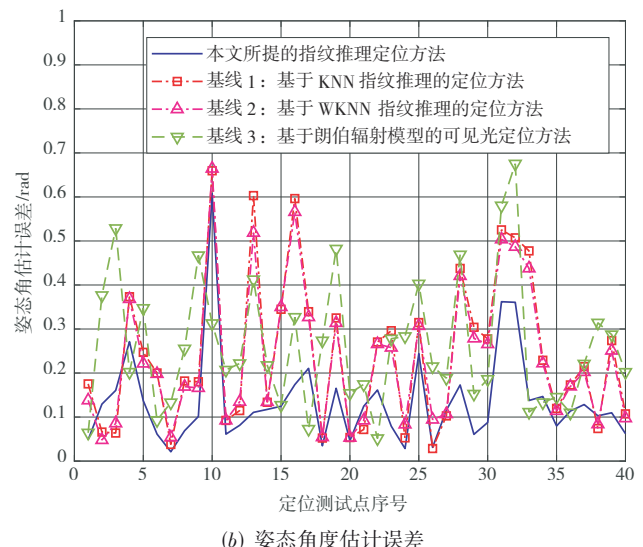


图14 接收端实物图



(a) 位置估计误差



(b) 姿态角度估计误差

图15 可见光定位结果

6 结束语

为了应对环境中的非视距传播干扰,本文放弃使用可见光信号传播模型(朗伯辐射模型),并将非视距信号分量视作接收器的鉴别性指纹特征,研究基于指纹推算的可见光无线定位方法,同时,为了解决可见光无线定位指纹推理中的指纹赋权模型校准难题,提出了一种基于连续凸函数逼近的优化算法.首先,利用可见光接收信号强度及其对应的位置和姿态标签建立训练指纹数据库;其次,依据指纹观测模型及最大熵理论,构建高斯型指纹赋权模型,用于推算可见光无线终端的位置与姿态;然后,依据随机优化理论,将高斯赋权模型校准难题建模为随机优化问题,并设计了一种基于连续凸函数逼近的赋权模型优化算法,以确定指纹赋权模型的最优参数,进而提升基于指纹推理的可见光定位方法的性能.通过对指纹赋权模型的高效建模与优化,本文提出的基于指纹推算模型校准的可见光定位方法能够有效抑制非视距传播干扰,弥补指纹匹配误差,因而极大地提升了可见光定位精度.仿真测试结果表明,所提出的可见光指纹定位算法与经典的指纹定位技术相比,具有更高的定位精确度.

参考文献

- [1] WYMEERSCH H, LIEN J, WIN M Z. Cooperative localization in wireless networks[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2009, 97(2): 427-450.
- [2] 吴楠,王旭东,胡晴晴,等.基于多LED的高精度室内可见光定位方法[J].*电子与信息学报*, 2015, 37(3): 727-732. WU N, WANG X D, HU Q Q, et al. Multiple LED based high accuracy indoor visible light positioning scheme[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(3): 727-732. (in Chinese)
- [3] 娄鹏华,张洪明,郎凯,等.基于室内可见光照明的位置服务系统[J].*光电子·激光*, 2012, 23(12): 2298-2303. LOU P H, ZHANG H M, LANG K, et al. A location-based services system using indoor visible light sources[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2012, 23(12): 2298-2303. (in Chinese)
- [4] ZHOU B, CAO Y, ZHUANG Y. On the performance gain of harnessing non-line-of-sight propagation for visible light-based positioning[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(7): 4863-4878.
- [5] ZHOU B, LIU A, LAU V. Performance limits of visible light-based positioning using received signal strength under NLOS propagation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(11): 5227-5241.
- [6] ARMSTRONG J, SEKERCIOGLU Y A, NEILD A. Visible light positioning: A roadmap for international standardization[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2013, 51(12): 68-73.
- [7] 卢恒惠,刘兴川,张超,等.基于三角形与位置指纹识别算法的WiFi定位比较[J].*移动通信*, 2010, 34(10): 72-76. LU H H, LIU X C, ZHANG C, et al. Comparison of WiFi localization methods based on trilateration and location fingerprinting [J]. *Mobile Communications*, 2010, 34(10): 72-76. (in Chinese)
- [8] 魏恒瑞,王蔚庭.基于WIFI定位技术的改进型位置指纹识别算法研究[J].*制造业自动化*, 2014, (23): 148-151. WEI H R, WANG W T. Modified position fingerprint identification algorithm based on WIFI positioning technology research[J]. *Manufacturing Automation*, 2014, (23): 148-151. (in Chinese)
- [9] 杨广龙,孔勇平,钟致民,等.基于多模指纹匹配的室内定位系统设计与实现[J].*计算机工程与设计*, 2013, 34(5): 1896-1901. YANG G L, KONG Y P, ZHONG Z M, et al. Multimode-fingerprint matching based indoor positioning system design and implementation[J]. *Computer Engineering and Design*, 2013, 34(5): 1896-1901. (in Chinese)
- [10] QIU K, ZHANG F, LIU M. Visible Light Communication-based indoor localization using Gaussian Process[C]// 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hamburg: IEEE, 2015: 3125-3130.
- [11] VAN M T, VAN TUAN N, SON T T, et al. Weighted k -nearest neighbor model for indoor VLC positioning[J]. *IET Communications*, 2017, 11(6): 864-871.
- [12] ABOU-SHEHADA I, ALMUALLIM A F, ALFAQEH A K, et al. Accurate indoor visible light positioning using a modified pathloss model with sparse fingerprints[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(20): 6487-6497.
- [13] HASAN A, GLASS T, ALAM F, et al. Fingerprint-based visible light positioning using multiple photodiode receiver[C]//IEEE Sensors Applications Symposium (SAS). Kuala Lumpur: IEEE, 2020: 1-6.
- [14] ZHOU B, LAU V, CHEN Q, et al. Simultaneous positioning and orientating (SPA0) for visible light communications: Algorithm design and performance analysis[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(12): 11790-11804.
- [15] GUIASU S, SHENITZER A. The principle of maximum entropy[J]. *The Mathematical Intelligencer*, 1985, 7(1): 42-48.

- [16] SHORE J, JOHNSON R. Axiomatic derivation of the principle of maximum entropy and the principle of minimum cross-entropy[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1980, 26(1): 26-37.
- [17] LIU A, LAU V, ZHAO M. Stochastic successive convex optimization for two-timescale hybrid precoding in massive MIMO[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(3): 432-444.
- [18] SAHIN A, EROGLU Y S, GUVENC I, et al. Accuracy of AOA-based and RSS-based 3D localization for visible light communications[C]//2015 IEEE 82nd Vehicular Technology Conference (VTC2015-Fall). Boston: IEEE, 2015: 1-5.
- [19] YIN L, WU X, HAAS H. Indoor visible light positioning with angle diversity transmitter[C]//2015 IEEE 82nd Vehicular Technology Conference (VTC2015-Fall). Boston: IEEE, 2015: 1-5.
- [20] YASIR M, HO S W, VELLAMBI B N. Indoor positioning system using visible light and accelerometer[J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(19): 3306-3316.
- [21] AL-KINANI A, WANG C X, HAAS H, et al. A geometry-based multiple bounce model for visible light communication channels[C]//2016 International Wireless Communications and Mobile Computing Conference(IWC-MC). Paphos: IEEE, 2016: 31-37.
- [22] 成顺利, 闫坤, 李卓, 等. 朗伯模型参数优化的可见光室内定位技术[J]. 光通信研究, 2018, (5): 69-73.
CHENG S L, YAN K, LI Z, et al. Visible-light indoor positioning technology based on the parameters optimization of Lambertian model[J]. Study on Optical Communications, 2018,(5): 69-73. (in Chinese)



陈光森 男,1996年10月生,广西贺州人,工学学士,中山大学电子与通信工程学院硕士生. 主要研究可见光无线定位.
E-mail: chengs9@mail2.sysu.edu.cn



王鑫 女,2000年7月生,安徽阜阳人,工学学士,中山大学电子与通信工程学院硕士生. 主要研究可见光无线定位.
E-mail: wangx535@mail2.sysu.edu.cn

作者简介



周炳朋 男,1987年生,山东莱阳人,工学博士,中山大学电子与通信工程学院副教授. 主要研究无线通信与定位感知,已入选广东省重大人才工程青年人才、深圳市海外高层次人才. 中国电子学会会员编号:E190158528M.
E-mail: zhoubp3@mail.sysu.edu.cn