

引用格式: PENG Yu, GUI Lin, WANG Jinke. Visible Light Positioning Method Using the Angular Offset model of LED for Fingerprint Database Generation[J]. Acta Photonica Sinica, 2026, 55(7):0712004

彭煜, 桂林, 王进轲. 基于LED角度偏移模型生成指纹库数据的可见光定位方法[J]. 光子学报, 2026, 55(7):0712004

基于LED角度偏移模型生成指纹库数据的可见光定位方法

彭煜¹, 桂林^{2*}, 王进轲¹

(1 上海第二工业大学智能制造与控制工程学院, 上海市 201209)

(2 上海第二工业大学计算机与信息工程学院, 上海市 201209)

摘 要: 针对LED(light-emitting diode)光源出现角度偏移而导致的定位精度降低问题, 将角度偏移信息引入朗伯模型中, 提出一种估计该角度偏移的方法, 使用包含角度偏移的朗伯模型完成指纹库数据的生成, 并结合指纹定位方法完成可见光定位。所提角度偏移估计方法, 利用序列二次规划SQP(sequential quadratic programming)算法解决朗伯模型在室内可见光定位的带约束非线性优化问题, 再通过非线性自适应粒子群算法NA-PSO(nonlinear adaptive particle swarm optimization)确定方向角, 实现在SQP解集中筛选出最优角度偏移值。为了验证所提方法的普适性, 仿真环境设置信噪比为10-50dB, 仿真结果表明, 本文方法定位误差均值较传统WKNN(weighted k-nearest neighbors)和KNN(k-nearest neighbors)降低57.3%, 利用角度修正模型显著抑制了角度扰动对接收信号强度(RSS)的影响; 与细粒度指纹库WKNN相比, 本文方法无需离线阶段采集角度信息, 在40-50dB下实现定位精度提升81.4%, 倾斜角与方向角估计误差分别降低86.1%和90.7%, 在10-20dB高噪声环境定位误差和角度估计误差与使用71万数据量细粒度指纹库定位误差相当, 与RBF神经网络相比定位误差均值降低, 本文方法在20dB信噪比下CDF(cumulative distribution function)误差累积在中位相较RBF(radial basis function)提升16.7%, 在90%分位相较提升40.8%。因此所提室内可见光角度偏移估计方法能有效减小定位误差, 在多数噪声情况下具有鲁棒性。

关键词: 可见光定位; 角度偏移; 朗伯模型; 信噪比; SQP算法; NA-PSO算法

中图分类号: O436

文献标识码: A

doi:10.3788/gzxb20265507.0712004

0 引言

随着物联网技术和智能化系统的快速发展, 室内定位技术已成为现代生活和工业应用中不可或缺的关键技术之一。与传统的室外定位(如GPS)相比, 室内环境的复杂性和多样性使得GPS无法应用于室内[1]。近年来, 基于可见光定位(Visible Light Positioning, VLP)的技术因其高精度、低功耗和无电磁干扰的优势, 逐渐成为研究热点[2-3]。与传统的无线电波定位技术相比, 可见光定位利用LED灯作为信号源, 通过接收信号强度(RSS)[4-5]、到达时间(Time of Arrival, TOA)[6-7]、到达角度(Angle of Arrival, AOA)[8]以及基于神经网络端到端预测[9-14]等方法, 实现厘米级甚至更高的定位精度。然而, 在实际应用中, 光强分布的不均匀性、多路径干扰及噪声的存在对定位精度的影响极为显著, 导致定位结果偏差较大或不稳定。实际场景中的精度问题对关键场景中的用户体验和系统可靠性造成严重影响, 进而限制了可见光定位技术的广泛应用, 因此寻找在实际应用场景下能够提高室内定位精度的方法尤为迫切。

第一作者: 彭煜(1999—), 男, 硕士生, 主要研究方向为可见光定位技术, 智能算法在可见光定位中的应用。Email: 1034906697@qq.com

通讯作者: 桂林(1981—), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为光纤传感技术, 可见光定位与传感技术, 智能算法在传感与定位技术中的应用。Email: guilin100@yeah.net

收稿日期: 2026-01-22; 录用日期: 2026-04-03

按照可见光定位算法机制的不同,可见光定位方法分为两种:基于信号传播模型的可见光定位和基于数据驱动的可见光定位[15]。基于信号传播模型的可见光定位需要预先提供完整的可见光传播模型,并按照一定的算法抑制接收端可见光定位信号的噪声,并通过参数估计方法得到待测量的距离,进而完成定位[4-6]。基于数据驱动的可见光定位方法,则使用神经网络或者指纹库等方法完成可见光定位。由于该方法通过大量数据直接训练模型,因此,定位精度一般较高。但是由于训练模型所需的数据采集量较大,同时也需要一定的算力完成模型的训练,在实际中,该方法具有一定的局限性。文献[16]提出一种基于多朝向LED(MD-LED)的半球状定位灯和基于接收信号比率(RSSR)的定位算法,该文献分析了多种LED朝向组合下对定位精度的影响,并构建新的LED灯具结构,但是这种半球形结构灯具在实际应用不易实现。文献[17]提出一种基于接收信号强度比率值(RSSR)的神经网络方法,这种定位方法将LED的角度偏移作为影响定位精度的因素引入神经网络进行训练,但是前期需要采集大量不同偏移角度LED下的RSSR值。文献[18],提出了一种高效的指纹赋权模型校准优化方法,该方法通过离线采集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,并构建高斯型指纹赋权模型,提升可见光定位的指纹推算精度,该方法具有更高的定位性能,但其位置,角度标签需依赖离线阶段直接采集数据。以上文献中均提及LED的角度偏移是影响可见光定位精度的因素,通过将LED的角度信息偏移引入神经网络,或是建立指纹数据库等能够实现定位精度的提升,但是神经网络方法与指纹数据库方法,从本质上讲属于数据驱动的方法,它的可靠性依赖于大量较高质量的现场采集数据,在获取LED的角度偏移数据时通常采用直接测量采集的方式,这在实际部署中面临数据采集成本高和场景泛化能力不足的挑战。

在实际室内可见光定位系统中,LED光源的安装姿态难以始终保持理想垂直状态。其角度偏移可能来源于制造与封装误差、灯具安装误差、长期运行中的机械松动以及维护更换过程中的姿态变化等。根据偏移几何形式,LED角度偏移通常可分为方向角偏移和倾斜角偏移,两者共同决定接收平面上的光功率空间分布。由于RSS型可见光定位方法高度依赖光强分布模型,LED姿态偏差会导致理论模型与实际接收信号之间出现失配,进而降低定位精度。

基于以上研究工作,本研究针对室内LED光源在可见光定位时极易出现的角度偏移,提出一种角度偏移估计方法,通过包含角度偏移信息的朗伯模型来生成可见光定位所需的数据,最终完成可见光定位。该方法利用SQP算法解决朗伯模型下可见光定位的带约束非线性优化问题以此求解方向角和倾斜角,再通过NA-PSO(Nonlinear Adaptive Particle Swarm Optimization)固定方向角方向实现最终的角度偏移估计,NA-PSO通过引入非线性惯性权重和动态学习因子改进可见光定位中使用的传统粒子群算法(PSO)[19-20],显著提升了优化过程的收敛速度和全局搜索能力。将角度偏移估计值代入至朗伯模型中修正模型实现定位精度提升。为了评估所提方法的普适性和鲁棒性,仿真分析了在不同信噪比环境下的角度偏移估计精度以及角度偏移修正后定位精度的提升用于验证所提方法的有效性。

1 室内可见光角度偏移信道建模

1.1 室内可见光角度偏移模型

如图1所示,室内可见光定位系统由LED光源,光电二极管(PD)和可见光信道组成,在大小为 $L \times W \times H$ 的室内设置LED光源,通过视距传输链路(LOS),信号由LED传播到PD,途中不受障碍物干扰。

LED角度偏移是指LED灯珠在加工制造过程中由于加工误差,或者在封装与安装过程中的非理想因素导致其物理轴线与预设的理想方向之间存在的角度偏差。理想情况下,该角度为0度,从LED辐射出的光信号传播模型服从标准的朗伯辐射模型;当角度偏移误差因素存在时,该角度偏差将会影响从LED辐射出的光信号传播模型。需要说明的是,除几何姿态偏移外,实际LED还可能受到非理想朗伯辐射特性、封装透镜误差、表面粗糙度以及老化效应等因素影响,从而使实际辐射分布偏离理想朗伯模型。为突出本文研究重点,本文主要讨论由几何姿态变化引起的方向角偏移与倾斜角偏移,并将非理想辐射特性视为模型失配中的附加扰动项,不作为本文的主要建模对象。

由于室内属于三维场景,当LED出现角度偏移 β 时,其在XY平面投影会与X轴正方向形成夹角 α , α 和 β 共同决定定位平面处的光功率分布,为便于描述,下文将 α 称为方向角偏移, β 称为倾斜角偏移,具体的角

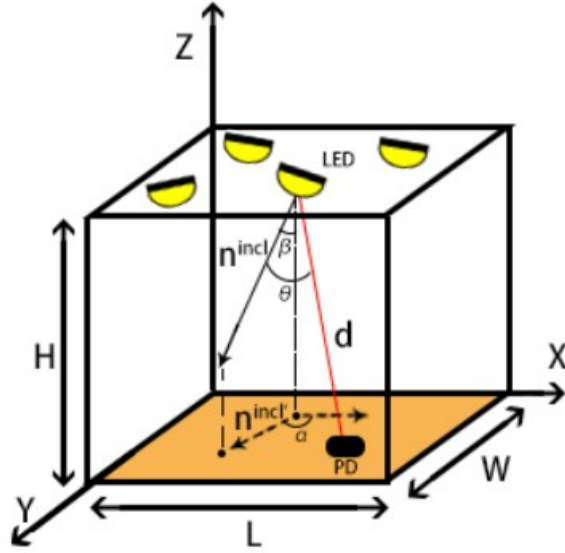


图1 LED角度偏移LOS信道模型

度描述如图1所示

其中 $\mathbf{n}^{incl}$ 表示LED法线方向, $\mathbf{n}^{incl'}$ 表示 $\mathbf{n}^{incl}$ 在XY平面的投影, α 为 $\mathbf{n}^{incl'}$ 与X轴正方向之间的夹角($0^\circ \leq \alpha < 360^\circ$), β 为LED法线方向与Z轴之间的夹角($0^\circ \leq \beta \leq 90^\circ$),LED的单位法向量 $\mathbf{n}_{LED}$ 可以表示为:

$$\mathbf{n}_{LED} = (\sin \beta \cos \alpha, \sin \beta \sin \alpha, \cos \beta) \quad (1)$$

室内平面的PD测量点到LED的距离表示为:

$$\|d\| = \sqrt{(x_{LED} - x)^2 + (y_{LED} - y)^2 + (z_{LED} - z)^2} \quad (2)$$

同时测量点PD指向LED光源的方向向量 $\mathbf{d}$ 表示为:

$$\mathbf{d} = (x_{LED} - x, y_{LED} - y, z_{LED} - z) \quad (3)$$

其中PD测量点坐标为 (x, y, z) ,LED坐标为 $(x_{LED}, y_{LED}, z_{LED})$,根据点积公式可得LED法向量与PD指向LED方向向量的夹角 θ 可表示为:

$$\cos \theta = \frac{\mathbf{n}_{LED} \cdot \mathbf{d}}{\|\mathbf{n}_{LED}\| \|\mathbf{d}\|} \quad (4)$$

2.2 室内可见光信道模型

当LED角度偏移存在时,定位平面的光功率强度分布服从修改的朗伯辐射模型,在直射链路下的接收器接收功率可以表示为:

$$P_r = \begin{cases} \frac{P_t \cos^m \theta}{\|d\|^2}, & 0 \leq \theta \leq \theta_c \\ 0, & \theta > \theta_c \end{cases} \quad (5)$$

其中 m 为朗伯散射系数, P_t 为LED发射光功率, $\|d\|$ 为LED到PD的距离公式(1)所示, θ 为LED法向量和PD指向LED方向向量的夹角, θ_c 为最大视场角(FOV),散射系数 m 由LED的半功率强度角 $\phi_{1/2}$ 决定,即:

$$m = \frac{-\ln 2}{\ln(\cos \phi_{1/2})} \quad (6)$$

在VLP系统中,信号由LED发射端传播到PD过程中会存在散粒噪声与热噪声,按照加性高斯白噪声(AWGN)模型[21],这些噪声将会导致PD端接收到的可见光信号发生如下改变:

$$P_{r,AWGN} = P_r + n_{AWGN} \quad (7)$$

其中 n_{AWGN} 为散粒噪声与热噪声之和,其功率 σ_{AWGN}^2 可以表示为散粒噪声功率 σ_{shot}^2 和热噪声功率 $\sigma_{thermal}^2$ 两者之和。则接收端的信号质量可以通过信噪比(SNR)来反映,其计算公式为:

$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{P_r^2}{\sigma_{AWGN}^2} \right) \quad (8)$$

3 室内可见光角度偏移估计修正定位方法

3.1 基于SQP算法的角度偏移估计

在室内可见光定位领域,对于角度偏移估计采用传统的最小二乘(Least Squares, LS)或无约束梯度下降等方法。最小二乘法通过构建线性化模型对光强误差进行拟合,但无法天然处理等式与不等式约束,易导致解偏离物理可行域;而无约束梯度下降虽简单,但在面对高度非线性的朗伯分布模型时,往往收敛速度慢且易陷入不可行区域。此外,这两类方法对测量噪声较为敏感,无法保证结果的稳定性。相比之下,SQP通过拉格朗日乘子同时兼顾等式约束(单位法向量)与不等式边界约束(光学几何限制),确保每一步迭代均在可行域内;并将非线性目标函数二次化、约束线性化,迭代生成QP子问题,提供更严格的下降方向,提高收敛效率;同时在QP子问题中自然引入二阶信息,对测量噪声的容忍度更高,可获得更鲁棒的局部最优解;并且结合线搜索策略及KKT条件检测,能在多种初值下稳定收敛,并满足最优性条件。基于上述对比,传统LS和无约束方法在可行性、收敛性和鲁棒性方面均存在局限,而SQP算法则能够高效地处理带有非线性约束的光强误差最小化问题,故成为本研究中角度偏移估计的首选优化手段。

在LED照射下,可以通过PD实际测量得到测量点 (x, y, z) 坐标下的光强值 RSS_{mea} ,通过公式(9)最小化模型预测的光强值 P_r 与实际测量光强值 RSS_{mea} 误差模型可以求解 α, β

$$\min_{\alpha, \beta} \|P_r - RSS_{mea}\|^2 \quad (9)$$

其中 α, β 为待估计变量,它决定了 (x, y, z) 坐标下的模型预测光强值,且 α, β 存在非线性约束和边界约束,该问题本质上是一个带有约束的非线性优化问题,目标是通过估计 α, β 来最小化误差。

非线性约束:法向量 n 必须是单位向量,即 $\|n\| = \sqrt{(\sin\beta \cos\alpha)^2 + (\sin\beta \sin\alpha)^2 + (\cos\beta)^2} = 1$

边界约束:由于法向量的各分量 (n_x, n_y, n_z) 受到几何上的限制,需要对这些分量设置范围约束,LED安装在天花板上,其 z 轴正半轴无法取到,各取值 $-1 \leq n_x \leq 1, -1 \leq n_y \leq 1, 0 \leq n_z \leq 1$ 。由于误差模型和约束条件均具有非线性特性,传统的线性优化方法难以处理,且测量光强值中包含噪声,优化问题的非线性程度进一步增加,通过引入SQP方法,可以高效地求解带有非线性约束的最小化问题。SQP的核心思想是将非线性优化问题转化为一系列的二次规划(Quadratic Programming, QP)问题。通过逐次线性化约束和二次近似目标函数,迭代更新变量,逐步逼近全局最优解,能够有效处理非线性问题和噪声影响。为求解上述问题,引入拉格朗日函数:

$$\begin{aligned} L(x_L, \lambda, \mu) &= f(x_L) + \lambda c_1(x_L) + \sum_{j \in I} \mu_j c_j(x_L) \\ f(x_L) &= \|P_r - RSS_{mea}\|^2 \\ c_1(x_L) &= \|n\|^2 - 1 \end{aligned} \quad (10)$$

其中 λ 是等式约束的拉格朗日乘子, μ_j 是不等式约束的拉格朗日乘子, I 是不等式约束的索引集合, $c_i(x_L)c_j(x_L)$ 表示边界不等式约束。

SQP方法的必须满足优化问题的KKT条件。式(11)是优化问题的必要条件(凸问题下也是充分条件)具体包括:一阶必要条件,可行性条件,可行性条互补松弛条件和拉格朗日乘子非负性,表示为:

$$\begin{aligned} \nabla f(x_L) + \lambda \nabla c_1(x_L) + \sum_{j \in I} \mu_j \nabla c_j(x_L) &= 0 \\ c_1(x_L) &= 0, \quad c_j(x_L) \leq 0, \quad \forall j \in I \\ \mu_j c_j(x_L) &= 0, \quad \mu_j \geq 0, \quad \forall j \in I \end{aligned} \quad (11)$$

为避免符号歧义,本文统一约定: i 表示LED光源索引, j 表示参考点或采样点索引, t 表示迭代次数, p 表示粒子索引, k 表示WKNN/KNN中的近邻数。KKT条件确保优化过程能够找到问题的局部最优解。在每

次迭代 SQP 通过以下步骤更新优化变量,对非线性约束条件进行一阶泰勒展开,得到线性化约束,在线性化约束条件下,最小化拉格朗日函数的二次近似可以表示为:

$$\begin{aligned} Q_k(p) &= \nabla f(x_L^k)^T p + \frac{1}{2} p^T H_k p \\ \text{subject to: } &\begin{cases} c_1(x_L^k) + \nabla c_1(x_L^k)^T p = 0 \\ c_j(x_L^k) + \nabla c_j(x_L^k)^T p \leq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $p = x - x_k$, $p = x_L - x_L^k$ 是搜索方向, H_k 是目标函数得 Hessian 矩阵近似值,通过求解 QP 子问题获得搜索方向 p_k ,更新优化变量:

$$x_L^{k+1} = x_L^k + \alpha_k p^k \quad (13)$$

其中 α_k 是步长因子,在每次迭代后,检查当前解 x_L^{k+1} 是否满足 KKT 条件或是否符合 $\|\nabla L(x_L^{k+1}, \lambda, \mu)\| < \epsilon$ 条件,满足则停止迭代,否则继续迭代, ϵ 为预设的容忍度。

3.2 SQP 算法在角度偏移估计下的多解问题

由于 LED 光源服从朗伯分布,在朗伯分布下室内的 RSS 值分布具有对称性,导致角度 α, β 在不同取值时会出现室内空间 RSS 值相等的情况,这会使得 SQP 算法迭代结果出现多个最优解。为解决多解问题,提出固定方向角方法。测量点 (x, y, z) 指向 LED 的单位方向向量可以表示为:

$$n_{PD} = (\sin \beta_{PD} \cos \alpha_{PD}, \sin \beta_{PD} \sin \alpha_{PD}, \cos \beta_{PD})$$

其中 β_{PD} 表示 PD 方向向量 d 与 z 轴之间的夹角, α_{PD} 表示 PD 指向 LED 方向向量 d 在 XY 平面投影 d' 与 x 轴之间的夹角,通过点积公式计算,经过余弦和公式化简得到:

$$\cos \theta = \sin \beta_{LED} \sin \beta_{PD} \cos(\alpha_{LED} - \alpha_{PD}) + \cos \beta_{LED} \cos \beta_{PD}$$

根据公式可得,固定距离和倾斜角值,当 $\alpha_{LED} = \alpha_{PD}$ 时, $\cos \theta$ 取到最大值,推导得 LED 角度偏移的方向角与室内平面上的最大 RSS 点处的方向角一致,那么将测量点坐标 (x, y, z) 设置为室内平面光强值最大点 $RSS_{\max}$ 坐标,可解得 LED 角度偏移的方向角值,表示为:

$$\alpha = \tan^{-1} \left(\frac{y_{\max} - y_{LED}}{x_{\max} - x_{LED}} \right) \quad (14)$$

其中 $(x_{\max}, y_{\max})$ 为 $RSS_{\max}$ 坐标,通过遍历 SQP 算法的解集,选取方向角最接近值即可解决多解问题,得出 LED 的最优角度偏移。

3.3 非线性自适应粒子群算法

为解决室内可见光定位中信号强度分布不均、噪声干扰,角度偏移多解问题,并克服传统粒子群优化算法(PSO)在复杂环境下因固定参数导致的早熟收敛和全局搜索能力不足的缺陷,本文引入非线性自适应惯性因子对 PSO 进行改进。

对于定位中存在的多解问题,文献[22]提出了参数微调法和空时自调节法解决无线信号交汇定位的奇异解相关问题,考虑到本文 LED 在初始设定时固定坐标位置,且方向角的求解依赖于室内平面光强值最大点 $RSS_{\max}$ 坐标,采用梯度搜索类算法可以更简便的解决多解问题。

粒子群优化算法(PSO)模拟鸟群觅食行为。设群体中有 n 个粒子,每个粒子根据其自身历史最佳位置 $p_p(t)$ 和群体全局最佳位置 $g_p(t)$ 更新其速度和位置:

$$v_p(t+1) = w v_p(t) + c_1 r_1 (p_p(t) - x_p(t)) + c_2 r_2 (g_p(t) - x_p(t)) \quad (15)$$

$$x_p(t+1) = x_p(t) + v_p(t+1) \quad (16)$$

其中 w 是惯性权重, c_1 和 c_2 分别是个体学习因子和社会学习因子, r_1 和 r_2 是在 $[0, 1]$ 范围内均匀分布的随机数。

非线性自适应惯性权重的核心思想是根据粒子当前适应度 $f(x(t))$ 动态调整其惯性权重 $w(t)$, 当 $f(x(t))$ 较大时其适应度差,远离最优解,此时增大 $w(t)$, 增强全局搜索能力, 当 $f(x(t))$ 较小时其适应度好, 接近最优解, 此时减小 $w(t)$, 增强局部开发精度, 自适应机制的实现在于每轮迭代 t 开始时, 基于历史迭代统计信息(包含所有之前迭代的平均适应度 f_avg_k 、最小适应度 f_min_k 和最大适应度 f_max_k) 定义当前

搜索状态参考区间。粒子的惯性权重 $w(t)$ 按以下规则非线性更新：

若 $f(x(t)) \leq f_{\min_k}$, 则 $w(t) = w_{\min}$; 若 $f(x(t)) \geq f_{\max_k}$, 则 $w(t) = w_{\max}$; 若 $f_{\min_k} < f(x(t)) < f_{\max_k}$, 则：

$$w(t) = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) * \left(\frac{f_{\max_k} - f(x(t))}{f_{\max_k} - f_{\min_k}} \right)^3 \quad (17)$$

为确定式(17)中非线性惯性权重更新公式的幂指数, 本文对幂指数 1~4 进行了预实验比较。结果表明, 在 1 次方迭代误差 0.07%, 2 次方迭代误差 0.07%, 3 次方迭代误差 0.02%, 4 次方迭代误差 0.14%, 当 $p=3$ 时, 算法在收敛速度、稳定性及估计精度之间取得了较好的平衡; 当幂指数较小时, 惯性权重变化过于平缓, 不利于后期局部收敛; 当幂指数较大时, 权重变化过于陡峭, 容易引起搜索震荡。因此本文取 3 作为经验最优值。该非线性自适应机制使 $w(t)$ 能根据粒子实时性能和环境变化动态平滑调整。在迭代初期或粒子性能差时偏向大权重进行广域探索; 在迭代后期或粒子性能好时偏向小权重进行精细开发。这有效平衡了全局搜索与局部搜索能力, 提升了算法在非均匀、含噪室内可见光定位场景下的鲁棒性、收敛速度和定位精度。

算法 1 角度偏移估计的伪代码。

算法 1 基于 SQP 与 NAPS0 的 LED 角度偏移估计优化算法流程

输入: 初始法向量 $\mathbf{n}_0 = [\mathbf{n}_x, \mathbf{n}_y, \mathbf{n}_z]^T$, 测量光强值 RSS_{mea} , 容忍度 ϵ , 最大迭代次数 $K_{\max}$, 粒子数量 k , 惯性权重 w , 个体学习因子 c_1 , 社会学习因子 c_2

输出: 最优 LED 角度偏移估计值 (α^*, β^*)

1. 设置拉格朗日乘子, 迭代计数器: $k=0$, 初始化 Hessian 矩阵 $\mathbf{H}_0$
 2. 循环取值 $k < K_{\max}$, 并执行以下步骤
 3. 对非线性等式约束 $\|\mathbf{n}\|_2 = 1$ 进行一阶泰勒展开, 在当前点构造二次近似目标函数
 4. 计算搜索方向 $\mathbf{d}_k$, 更新法向量 $\mathbf{n}_{k+1}$ 和 Hessian 矩阵 $\mathbf{H}_{k+1}$
 5. 判断: 若满足目标函数相对变化小于 ϵ , 梯度范数小于 ϵ , 约束违反量小于 ϵ , 其中任一条件, 则终止迭代
 6. SQP 算法生成一组候选解集合 $S = \{\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2, \dots, \mathbf{n}_M\}$, 其中每个解对应可能的法量 $\mathbf{n}_i = (\mathbf{n}_x, \mathbf{n}_y, \mathbf{n}_z)$
 7. 根据式(14)计算最大 RSS 点对应的方向角 $\alpha_{\max}$, 筛选候选解集合 $S' \subset S$, 保留满足 $|\alpha_i - \alpha_{\max}| < \epsilon_\phi$ 的解 (ϵ_ϕ 为方向角容忍阈值)
 8. 将筛选后的候选解 S' 作为 NA-PSO 的初始粒子群位置 $\{\mathbf{x}_1^0, \mathbf{x}_2^0, \dots, \mathbf{x}_N^0\}$, 其中 $\mathbf{x}_i^0 = (\alpha_i, \beta_i)$ 。
 9. 循环取值 $t < K_{\max}$, 并执行以下步骤
 10. 对每个粒子 $\mathbf{x}_i^t = (\alpha_i^t, \beta_i^t)$, 计算适应度 $f_i^t = \sum (P_r - RSS_{mea})^2$ 。
 11. 若 $f_i^t < f(p_i^t)$, 则更新 $p_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t$
 - 若 $\min(f_i^t) < f(g^t)$, 则更新 $g^{t+1} = \arg\min \mathbf{x}_i^t f_i^t$ 。
 12. 根据适应度公式(17)计算当前迭代的惯性权重 w
 13. 按式(15)、(16)更新粒子速度 $\mathbf{v}_i^{t+1}$ 和位置 $\mathbf{x}_i^{t+1}$, 并施加边界约束 ($\alpha \in [0, \pi/2], \beta \in [0, 2\pi)$)。
 14. 若全局最优适应度变化量 $|f(g^{t+1}) - f(g^t)| < \epsilon$ 或达到最大迭代次数, 终止迭代
 15. 返回全局最优解 (α^*, β^*)
 16. 结束迭代
-

3.4 基于 WKNN 算法的角度修正模型定位

需要说明的是, 本文并非将 LED 角度信息直接作为 WKNN 算法的输入特征, 也并非修改 WKNN 的匹配机制, 而是通过角度偏移估计修正朗伯模型, 从而重构更符合实际传播条件的 RSS 空间分布。虽然经典指纹定位在离线与在线阶段均建立于同一环境中时, 对显式角度参数并不直接敏感, 但当离线指纹库由理想垂直安装模型生成、而实际在线场景中存在 LED 姿态偏移时, 仍会产生模型失配问题。本文的适配性恰在于: 利用估计得到的 LED 角度偏移对 RSS 分布进行物理层修正, 进而提高指纹库与实际在线测量之间的一致性, 从源头降低匹配误差。因此, 本文方法与 WKNN 的结合属于“模型修正驱动的指纹增强”, 而非传

统意义上的角度特征增强。对于室内环境下均匀分布的 $(LED_1, LED_2, \dots, LED_n)$,各光源采用频分复用技术实现信号分离[23],设第*i*个LED的载波频率为 f_i 其调制信号可表示为:

$$s_i(t) = A_i [1 + m \cdot RSS_i(t)] \cos(2\pi f_i t) \quad (18)$$

其中 m 为调制指数, A_i 为发射光强。接收端通过带通滤波器组实现信号分离:

$$RSS_i = \frac{1}{T} \int_0^T r(t) \cdot h_i(t) dt \quad (19)$$

式中 $h_i(t)$ 为对应 f_i 的匹配滤波器冲击响应。

根据角度偏移估计算法返回的最优解 (α^*, β^*) 计算以上各LED法向量与PD指向LED方向向量的夹角 θ 带入到公式(5)可以得到角度修正后的模型,根据模型可以计算当前状态下的室内RSS分布图,构建指纹库数据:

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & RSS_{11} & \cdots & RSS_{1n} \\ x_2 & y_2 & RSS_{21} & \cdots & RSS_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & y_m & RSS_{m1} & \cdots & RSS_{mn} \end{bmatrix}$$

该指纹库的建立不依赖于离线采集,而是根据角度修正模型直接获取。

WKNN(加权k近邻)算法是一种常见的室内可见光定位算法。经角度修正后的室内RSS分布的空间连续性得到增强,RSS梯度变化更符合光强衰减规律,且非线性误差降低,角度偏移导致的非线性畸变被有效抑制。

利用指纹库和WKNN算法,可以进行室内位置估计,WKNN算法基于距离加权的思想,给定一个观测点,计算查询点与指纹库中每个点的RSS差异,使用欧几里得距离度量方式,表示为:

$$Di = \sqrt{\sum_{j=1}^n (RSS_{i,j} - RSS_{m,j})^2} \quad (20)$$

根据距离的反比计算权重,距离越近的点权重越大。权重可以用以下方式计算:

$$W_i = \frac{1}{D_i^2} \quad (21)$$

其中, W_i 是第*i*个点的权重, D_i 是第*i*个点观测点的距离。

使用加权距离和位置坐标来估计查询点的位置。具体计算方法是根据k个邻近点的加权位置来估算查询点的坐标:

$$P_{query} = \frac{\sum_{i=1}^k W_i \cdot P_i}{\sum_{i=1}^k W_i} \quad (22)$$

其中, P_{query} 是查询点的估计位置, P_i 是指纹库中第*i*个点的真实位置, W_i 是第*i*个点的权重。

绘制系统框图,图2总结上述系统“角度估计-角度修正模型-指纹库定位”流程。

4 可见光定位中的角度估计性能仿真与分析

4.1 系统仿真参数选取

为评估所提角度偏移估计方法在不同噪声环境下的性能,本实验进行朗伯模型建模,使用MATLAB软件完成仿真,其中LOS信道模型和算法的仿真参数如表1所示

将高度 $H=0$ 的接收平面均匀分割为正方形边长0.75cm的 100×100 个网格,同时使用平均误差函数来评价不同噪声环境下角度偏移带来的定位误差,表示为:

$$E_{error} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sqrt{(x_k - \hat{x}_k)^2 + (y_k - \hat{y}_k)^2}$$

式中: N 为选取参考点个数, (x_k, y_k) 和 $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$ 为第*k*个参考点的真实坐标和模型预测坐标。

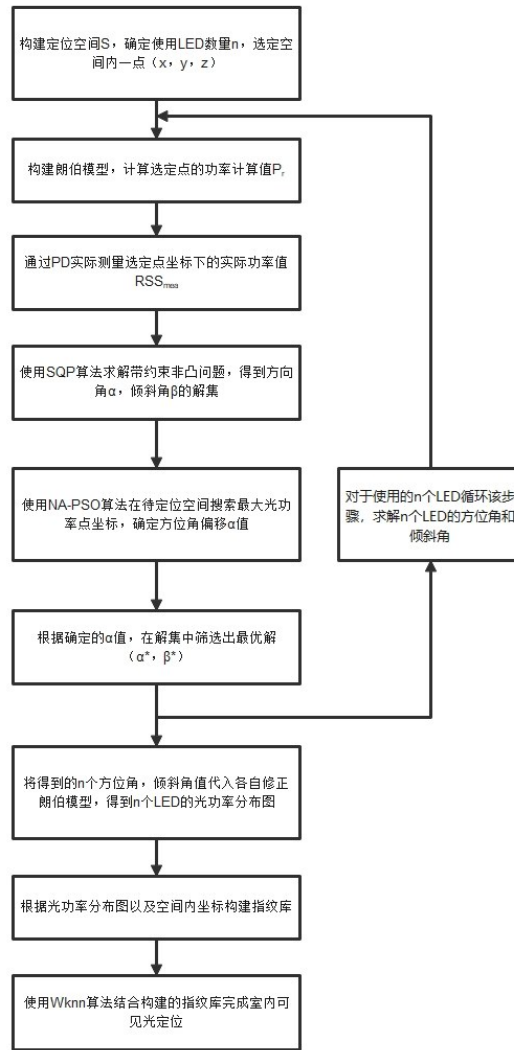


图2 角度估计-角度修正模型-指纹库定位系统流程

4.2 不同信噪比条件下各算法搜索性能对比

本节实验旨在评估NA-PSO算法在不同噪声水平下，于接收平面(f仿真中设置 $Z=0$)上搜索接收信号强度 $RSS_{\max}$ 坐标 $(x_{\max}, y_{\max})$ 的性能，引用搜索常用的粒子群算法(Particle Swarm Optimization)、贪婪算法(Greedy Algorithm)和模拟退火算法(Simulated Annealing)进行算法性能对比。

仿真中，设定初始角度偏移 (α, β) ，其中方向角 $\alpha=45^\circ$ ，倾斜角 $\beta=10^\circ$ ，在不同SNR(10, 20, 30, 40 dB)条件下，根据公式(5)(7)计算生成接收平面上各网格点的模拟RSS值(包含AWGN噪声)。各优化算法以该模拟RSS数据作为输入，在接收平面范围内搜索坐标使得RSS最大。此处的搜索是在物理位置空间进行的，目的是找到 $(x_{\max}, y_{\max})$ ，进而通过公式(14)计算出理论方向角 $\alpha_{\max}$ 。这个 $\alpha_{\max}$ 将用于后续SQP解集的筛选。

在此仿真条件下各算法搜索路径如图3所示，贪婪算法在40dB的较小噪声情况下可以很好的寻找到最大值坐标位置，但是当噪声一旦增大，理想朗伯分布受噪声发生波动，导致贪婪算法陷入局部最优解，无法解决高噪声情况下的搜索问题，停滞在原地，且噪声越大，这种搜索局部最优情况越明显。模拟退火算法在10dB信噪比条件下也陷于局部最优解远离最大光强值位置，并且模拟退火完成搜索所需迭代次数大于500次，远多于其他算法。综上所述，PSO和NA-PSO算法在各信噪比条件下的搜索能力都有良好表现。

图4展示在10, 20, 30, 40dB信噪比情况下各算法搜索得到的 $RSS_{\max}$ 坐标欧氏距离误差曲线，GA算法下坐标误差随SNR的上升不断减小，误差值由10dB的191.1cm下降到40dB的4.28cm，坐标误差均值为

表1 室内可见光定位系统仿真参数

Parameter	Value
房间尺寸(L×W×H)/(m×m×m)	4
LED坐标(x×y×z)/m	3×3×3
LED功率/W	(0.75,0.75,3),(0.75,2.25,3),(2.25,0.75,3),(2.25,2.25,3)
LED视场角/(°)	20
LED半功率角/(°)	90
SQP 忍耐阈值	60
训练周期	1×10^{-6}
PSO 阈值	30
初始权重 $w_{\max}$	0.5
最终权重 $w_{\min}$	0.9
个人因素 c_1	0.4
社会因素 c_2	1.5
扰动幅度	1.5
温度(°)	0.2
温度特征系数	100
温度阈值	0.95
最大迭代次数	1×10^{-3}
房间尺寸(L×W×H)/(m×m×m)	100

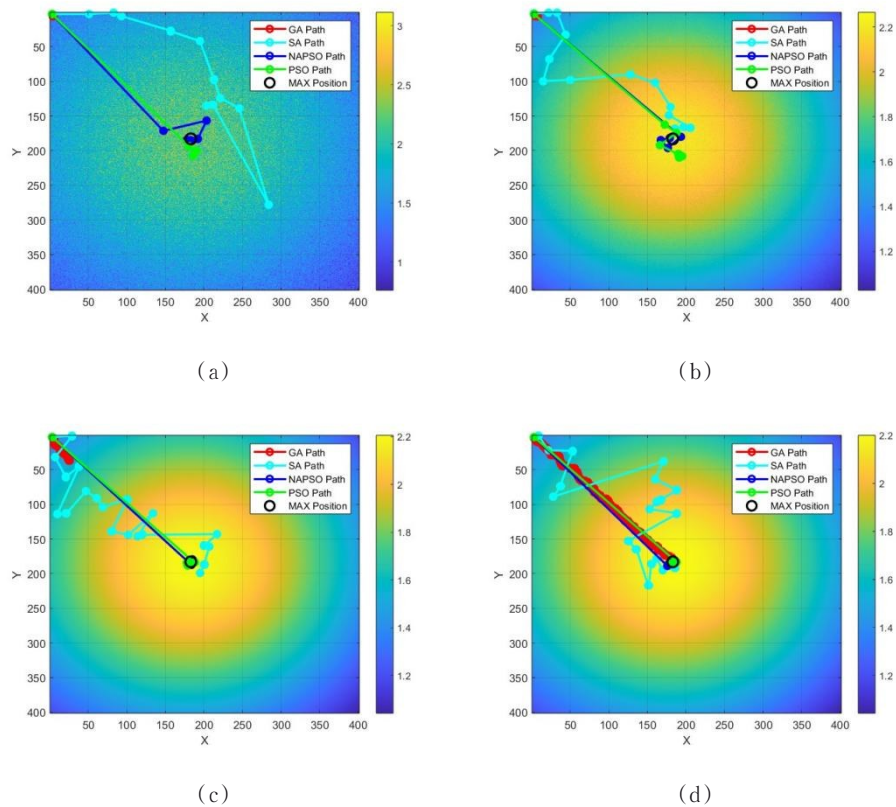


图3 不同信噪比下各算法搜索路径。(a)10dB;(b)20dB;(c)30dB;(d)40dB

136.32cm,SA 算法下的坐标误差值由 10dB 的 87.5cm 下降到 40dB 的 6.73cm,坐标误差均值为 40.66cm, PSO 算法下的坐标误差值由 10dB 的 47.1cm 下降到 40dB 的 2cm,坐标误差均值为 18.86cm,NA-PSO 算法下的坐标误差值由 10dB 的 4.41cm 下降到 40dB 的 1.41cm,坐标误差均值为 3.01cm,相比于 GA 算法提升

97.8%, 相比于SA算法提升92.6%, 相比于PSO算法提升84.04%, 能够更好的实现在不同噪声环境下 $RSS_{\max}$ 坐标的搜索。

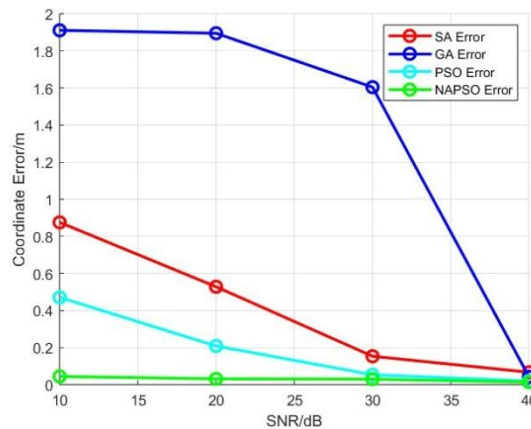


图4 各算法搜索的坐标欧氏距离误差

表2展示了不同噪声场景下各算法得到的方向角误差,GA算法由于易陷入局部最优,其计算所得方向角会随噪声波动而不断变化,同时在高噪声情况下得到的坐标值已经远离 $RSS_{\max}$ 坐标,此坐标下得到的 $RSS_{\min}$ 和 $RSS_{\max}$ 值误差很大,偏离实际情况,无法作用于SQP算法中,SA算法和PSO算法得到的方向角误差随SNR增大不断波动,SA平均角度误差 36.1° , PSO平均角度误差 13.4° , NA-PSO平均角度误差 4.4° 对比其他算法误差减小明显,能有效实现在不同噪声环境下方向角的估计。

表2 不同信噪比下各算法方向角搜索误差

SNR/dB	40	30	20	10
GA error/ $^\circ$	6.91	10.01	89.22	89.84
SA error/ $^\circ$	12.32	33.71	21.42	36.91
PSO error/ $^\circ$	4.82	13.61	20.11	15.32
NA-PSO error/ $^\circ$	0.12	5.91	6.12	3.63

从机理上看,本文所处理的最大RSS搜索问题属于典型的受噪声扰动影响的非凸优化问题,其目标函数表面可能存在多个局部极值。贪婪算法依赖局部单步改进策略,在噪声扰动下容易过早停留于局部极值;模拟退火虽然具有一定的跳出局部最优能力,但搜索过程依赖随机扰动和退火调度,迭代开销较大;传统PSO具有群体协同搜索优势,但固定惯性权重难以兼顾前期全局探索和后期局部开发。相比之下,本文NA-PSO通过引入非线性自适应惯性权重与动态学习机制,使粒子在搜索初期保持较强的全局探索能力,在后期逐步增强局部收敛能力,从而更适应含噪非凸目标函数的求解过程,这也是其优于其他算法的重要原因。

4.3 不同信噪比下SQP解集多解筛选结果

利用4.2节所述方法得到方向角偏移值 $\alpha_{\max}$,从SQP算法生成的候选解集中筛选出方向角最接近 $\alpha_{\max}$ 的最优解,以下分析SQP算法解集的多解筛选结果性能比较,在无噪声,10dB,20dB,30dB,40dB信噪比下将最优解值代入公式(1)可以得到LED角度估计法向量 n_{Estimate} ,通过计算法向量误差 $|n_{\text{LED}} - n_{\text{Estimate}}|$ 可以有效体现SQP算法的角度估计效果,如图5所示,图5纵坐标为估计法向量与真实法向量之间的欧氏距离误差,为无量纲量。横坐标反映的是由方向角偏移与倾斜角偏移共同决定的综合姿态估计误差,并通过法向量误差形式进行表征。无噪声情况下,理论上若模型完全匹配且求解精度无限,则估计误差应趋近于0;但在实际仿真中,由于数值迭代容限、网格离散误差及浮点计算误差,仍可能存在极小的残余误差,因此保留该曲线作为理论参考基线。信噪比在30dB,40dB下预测出的法向量误差值小于0.05非常接近真实值,能够在室内可见光定位前对LED进行角度预测和模型修正,但是当噪声进一步增大后,SQP算法由于室内可见光朗

伯分布不再平滑导致SQP算法收敛效果下降,得到的误差曲线随着信噪比的减小法向量误差不断增大且波动程度变大,结果不稳定,信噪比20dB时角度偏移法向量误差均值为0.0832,信噪比10dB时角度偏移法向量误差均值为0.1055。

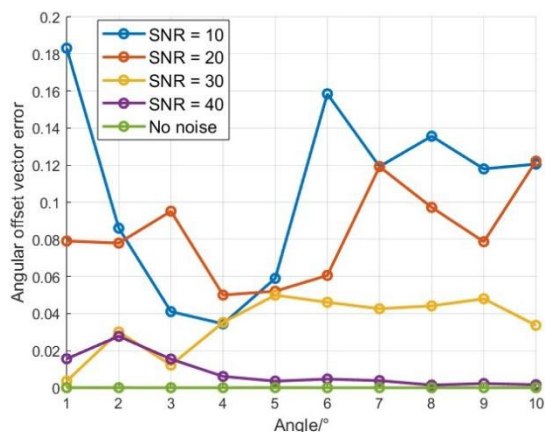


图5 估计偏移角度与真实偏移角度的法向量误差

4.4 不同信噪比下角度偏移对定位精度影响

为验证LED角度偏移对可见光定位精度的影响,进行仿真实验,由于噪声的存在也会影响LED在室内的朗伯分布,模拟真实室内可见光环境时分别引入10dB,20dB,30dB,40dB信噪比的噪声,分析不同信噪比环境对定位精度影响,如图6所示,在无噪声理想情况下LED的定位误差均值随着倾斜角度的增大而线性增长,通过曲线拟合具体得到 $y = 1.835x - 0.4733$,该曲线下 R^2 为0.9939表示其线性度良好,这说明角度估计偏差每增加1度,将会增加1.835cm的定位误差。接下来将10dB,20dB,30dB,40dB信噪比下定位误差数据分别进行曲线拟合,通过 R^2 可以反映不同信噪比环境下对定位误差的波动程度影响。需要指出的是,无噪声条件下的定位误差并非来源于信道噪声,而主要来源于以下几个方面:一是接收平面网格离散化带来的位置近似误差;二是SQP与NA-PSO数值优化过程中的终止阈值误差;三是利用理想化朗伯模型近似实际空间光强分布时引入的模型近似误差。因此,无噪声并不意味着定位误差严格为零。

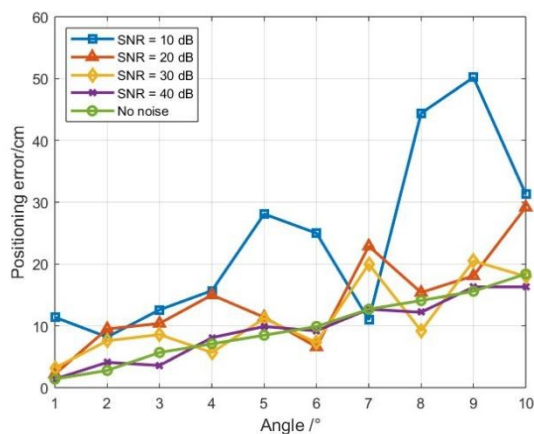


图6 不同信噪比下角度偏移对定位误差影响

表3展示了不同信噪比环境下定位误差拟合曲线 R^2 值,从表中数据可以看出随着加入噪声的增大,其 R^2 不断减小,线性拟合程度不断降低,说明噪声的引入使得角度估计偏差与定位误差之间的关系变得复杂,它不再是严格的线性关系,同时其相对于无噪声理想曲线的偏离程度也不断增加。

表 3 不同信噪比下定位误差拟合曲线 R^2

SNR/dB	无噪声	40	30	20	10
R^2	0.9939	0.9525	0.6222	0.6033	0.5877

5 可见光定位性能的仿真与分析

5.1 不同可见光定位算法对比

为验证本文方法的有效性,选取传统 WKNN^[24]、细粒度指纹库 WKNN^[18]、RBF 神经网络^[25]和 KNN^[26]作为对比方法。其中,传统 WKNN 和 KNN 采用理想垂直安装假设构建指纹库;细粒度 WKNN 在离线阶段引入离散角度信息;RBF 方法采用相同 RSS 数据进行监督训练。其中多种方法需要选取 K 值,K 值的最优选择与指纹库密度、样本分布均匀性、噪声水平及距离度量方式密切相关,并不存在对所有场景均适用的固定最优值。本文所构建的指纹库网格密度较高,参考点数量较多,在高噪声条件下适当增大 K 值有助于降低单个近邻点 RSS 波动带来的偶然误差,提高定位结果的稳定性。通过表 4 数据,本文最终选取 $K=30$ 作为综合性能较优的经验参数。

表 4 选取不同 K 值下的定位误差

K	5	10	20	30
误差/cm	0.13	0.09	0.05	0.03

为说明本文方法优势,与上文提及的基线方法 1~4 进行对比。首先在同样仿真场景下引入相同 LED 角度偏移量,在接收平面划分 3×3 区域取 9 个区域中心点数据,重复采集 5 次取均值。图 7 对比本文方法和基线方法 1 在室内环境信噪比为 10~50dB 下的可见光定位效果,从图中可以得出可见光的定位误差会随着信噪比的增大而减小,且基线方法 1 在所有的信噪比条件下定位误差均大于本文方法,基线方法 1 的误差均值为 20.6076cm,本文方法误差均值 8.8049cm,定位精度提升 57.3%,对比结果说明在 WKNN 指纹库的基础上引入 LED 角度信息可以有效提升可见光定位精度,LED 的角度偏移信息是定位环节中的一个关键因素。

基线方法 2 通过在离线阶段收集位置信息、角度信息和 RSS 值构建指纹库,角度信息包含倾斜角与方向角,仿真中设定以倾斜角与方向角步长为 $(30^\circ, 5^\circ)$, $(20^\circ, 5^\circ)$, $(10^\circ, 2^\circ)$ 收集指纹库数据,由于在指纹库中增加角度信息导致维度上升,为防止指纹库数据过大,在仿真时限制 LED 角度偏移倾斜角范围 $(0^\circ, 20^\circ)$,方向角范围 $(10^\circ, 70^\circ)$ 。在室内环境信噪比分别为 10~50dB 时,本文方法与基线方法 2 的定位误差和倾斜角,方向角的估计误差对比结果分别如图 7~图 9 所示,在使用更加小步长去采集角度信息构建指纹库时,可以看出基线方法 2 的定位误差和倾斜角,方向角的估计误差不断减少,但其指纹库中包含的数据量从 153015 激增至 714070,而本文所提方法仅仅需要采集 63 个离线阶段的数据用于偏移角度估计,大大降低了对实验数据的依赖。从性能上看,本文所提方法在信噪比为 50dB, 40dB, 30dB 下的定位精度,角度估计精度均高于基线方法 2,特别是在 40 和 50dB 信噪比下本文方法定位误差均值仅为 1.34cm,角度估计误差均值仅为 0.335° 和 0.394° ,相较于基线方法 2 步长为 $(10^\circ, 2^\circ)$ 指纹库最多数据量时,定位精度提升了 81.4%,角度估计精度提升了 86.1% 和 90.7%。在信噪比 10, 20dB 条件下基线方法 2 由于数据量增大导致鲁棒性提升,噪声对于其影响变小,在倾斜角与方向角步长为 $(20^\circ, 5^\circ)$ 、指纹库数据量为 204020 时,基线方法 2 定位精度,角度估计精度与本文方法相近;随着指纹库使用倾斜角与方向角步长进一步缩小达到 $(10^\circ, 2^\circ)$,其对比本文方法定位精度提高 1.71cm,角度精度提升 0.35° 和 3.6° ,但是它的采集数据量为倾斜角与方向角步长为 $(20^\circ, 5^\circ)$ 时的 3.5 倍,实际使用时需考虑前置工作量,资源利用和可行性问题。表 4 具体展示了基线方法 2 不同步长构建指纹库所需数据量和本文方法所需 RSS 值数据量的对比。

针对基线方法 3, 4 在不同信噪比条件下其室内定位精度进行对比,图 10 展示了对比结果,首先对比不同数据量大小对定位精度的影响,随着接收平面网格采集点划分由 50×50 提升至 100×100 指纹库和神经

表 4 基线方法 2 和本文方法所需实测数据量对比

Method	Step (30,5)	Step (20,5)	Step (10,2)	The method of this article
Data volume	153015	204020	714070	63

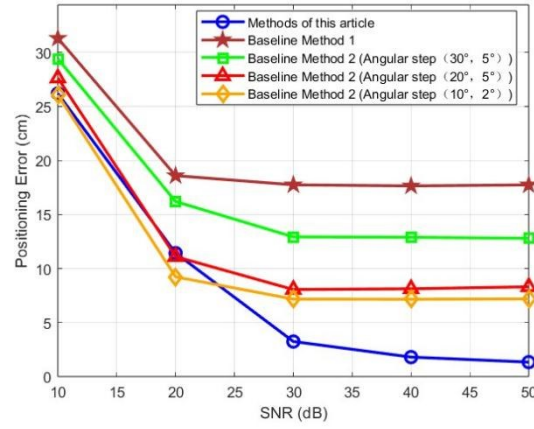


图7 不同信噪比条件下定位性能对比

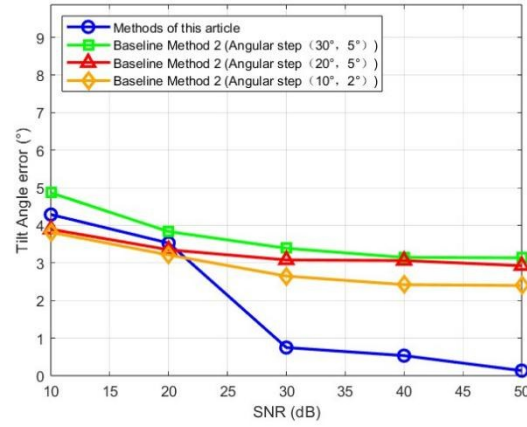


图8 不同信噪比条件下倾斜角估计性能与基线方法2对比

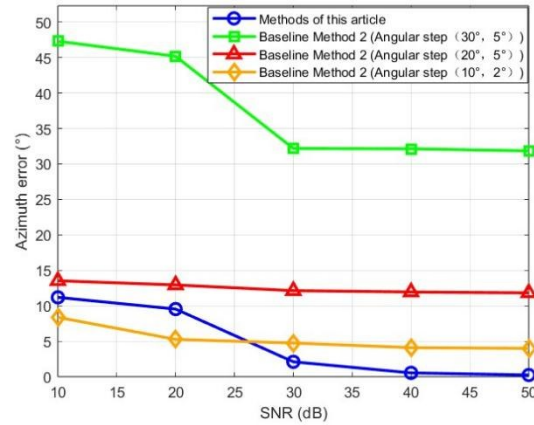


图9 不同信噪比条件下方向角估计性能与基线方法2对比

网络数据量提升,WKNN,KNN,RBF三者定位精度都得到一定提高,随着信噪比由10dB至50dB所有定位方法精度都不断升高,但本文方法在各信噪比条件下均优于二者,针对于基线方法3,在10dB信噪比下误差大幅度提升,相比于20dB信噪比下误差增大56cm,表明RBF神经网络在较低信噪比下定位精度急剧下降,图11绘制了在信噪比20dB室内环境下RBF神经网络与本文方法的CDF误差累积分布函数,由图中可以得出RBF神经网络的累计误差的中位数为0.12m,90%分位数为0.49m,本文方法的中位数为0.1m,相较提升16.7%,90%分位数为0.29m,相较提升40.8%,整体误差累计均优于RBF神经网络。

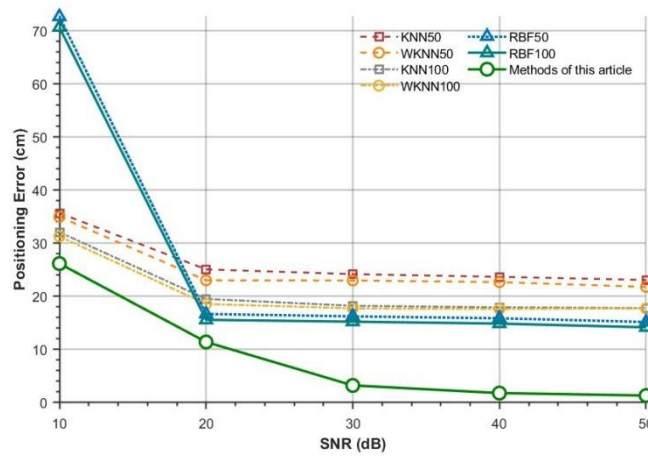


图 10 基线方法 3,4 与本文方法定位性能对比

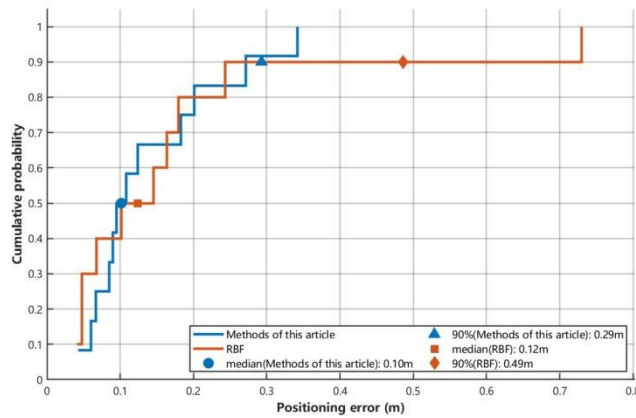


图 11 RBF 神经网络与本文方法误差累积分布函数图

针对室内可见光定位中因 LED 角度偏移所导致的精度下降问题,本文提出的方法展现出显著优势,核心在于其创新的指纹库构建策略,相较于基线方法 1、3、4 依赖未考虑角度偏移的理想垂直模型构建指纹库,其性能上限受限于固有的模型误差,以及基线方法 2 虽使用精确已知角度偏移模型构建指纹库,但需高昂的离线采集成本,本文方法通过估计 LED 的方向角 α 和倾斜角 β ,并据此构建角度修正的朗伯模型指纹库。该方法无需进行大规模离线角度数据采集,极大简化部署流程,仅需少量实时测量的 RSS 值和已知的 LED 几何参数;同时,不依赖深度网络训练,显著降低了计算与存储资源占用。结合 SQP 算法的二阶优化能力处理模型约束与非线性,以及 NA-PSO 的自适应机制增强全局搜索与收敛鲁棒性,所提方法在 10 dB - 50 dB 的宽信噪比范围内均能保持高精度角度估计与稳定收敛,有效抵御了测量噪声干扰。由此可见,本文方法提升 WKNN 性能的根本原因不在于改变 WKNN 算法本身,而在于通过角度修正提高指纹库的物理真实性和 RSS 空间连续性。

5.2 各基线方法选取不同初始角度偏移定位对比

为分析选取不同初始角度偏移参数对于各定位方法的鲁棒性,以及造成的定位精度影响,分别选取初始角度偏移 $(45^\circ, 10^\circ)$, $(45^\circ, 5^\circ)$, $(60^\circ, 5^\circ)$, $(60^\circ, 10^\circ)$, 对于以上 4 种角度偏移初始值,使用以上各基线方法 (此处基线方法 2 选取步长 $(10^\circ, 2^\circ)$ 大数据量模式) 和本文方法分别在信噪比 10dB, 20dB 下进行 5 次定位测试取均值,得到定位误差曲线图 12, 13, 本文选取 $(45^\circ, 10^\circ)$, $(45^\circ, 5^\circ)$, $(60^\circ, 5^\circ)$, $(60^\circ, 10^\circ)$ 四组初始角度偏移作为仿真测试参数。其设置依据如下: 方向角 45° 与 60° 分别对应室内平面中不同偏转方向,可用于表征不同传播方向下的非对称光强分布特性;倾斜角 5° 与 10° 用于构造小角度姿态扰动情形,以反映轻度安装偏差对光强分布及定位性能的影响。从文献[27]的图 5 中可以看出,实测的 LED 光功率在 origin 两侧的对称位置

(-30, 30) mm 和 (-30, -30) mm 上数值并不相同,而理论上这两点的数值本应该相同,由此可以得到,本论文讨论的倾斜角是LED正常放置时容易出现的角度偏移。在仿真时,通过上述参数组合,可同时覆盖“方向变化”和“倾角变化”两类关键因素,从而形成具有代表性的典型姿态偏移测试集。需要说明的是,该组参数并非针对特定工程场景进行拟合,而是用于系统性分析所提方法在不同初始姿态条件下的鲁棒性与适用性。

根据图中所展示的内容可以得到在 20dB 信噪比环境下本文方法定位误差均值 7.94cm,基线方法 2(大数据量模式)定位误差均值 4.49cm,基线方法 3 定位误差均值 15.3cm,在各初始角度偏移下定位误差形成基线方法 3>本文方法>基线方法 2(大数据量模式)顺序,使用不同的初始角度偏移不会改变本文方法相较于其他基线方法在定位精度上的优劣排序,说明本文方法不因初始的角度偏移产生大影响,具有鲁棒性。随着信噪比设置为 10dB 本文方法定位误差均值上升至 11.3cm,基线方法 2(大数据量模式)上升至 6.38cm,分析两种方法的定位误差差值由 3.45cm 上升至 4.93cm,基线方法 2(大数据量模式)的定位高精度以及在高噪声下的定位稳定性是离线阶段采集的大数据量为其带来的,本文方法定位误差是由于在角度偏移估计时产生的估计误差引入,此流程可以在后续进一步优化,以此不断减小此误差,同时本方法指纹库的建立依赖于模型生成,无需离线采集步骤,节省大量前期离线准备时间。

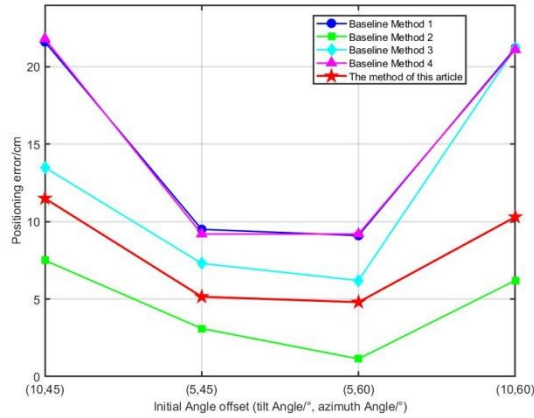


图 12 信噪比 20dB 条件下各方法定位误差对比

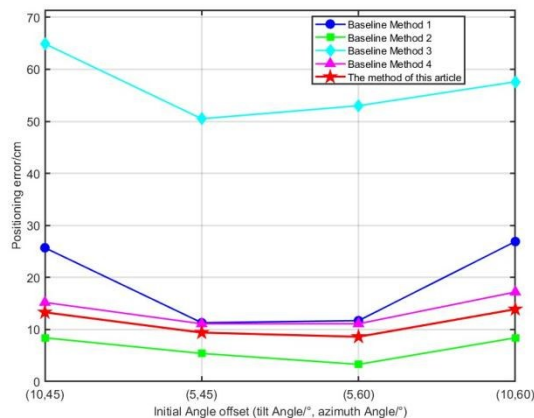


图 13 信噪比 10dB 条件下各方法定位误差对比

6 结论

提出一种室内可见光角度偏移估计方法。该方法利用 SQP 算法求解最小化光强误差得到方向角和倾斜角 α, β 值,有效解决朗伯模型在室内可见光定位的带约束非线性优化问题;其次考虑到朗伯模型下室内的

RSS值分布具有对称性, SQP算法存在多解问题, 引入NA-PSO算法求解室内平面 $RSS_{\max}$ 坐标确定方向角值, 实现在解集中筛选出最优解; 将角度偏移估计值代入修正模型中生成指纹库并结合加权k近邻算法实现鲁棒定位。在10-50dB信噪比条件下, 本文方法定位误差均值较传统WKNN和KNN降低57.3%, 利用角度修正模型显著抑制了角度扰动对接收信号强度(RSS)的影响; 与细粒度指纹库WKNN相比, 本文方法无需离线阶段采集角度信息, 在信噪比40-50dB下实现定位精度提升81.4%, 倾斜角与方向角误差分别降低86.1%和90.7%, 在信噪比10-20dB高噪声环境定位误差和角度估计误差均与使用大数据量细粒度指纹库定位误差相当, 与RBF神经网络相比定位误差均值降低, 本文方法在20dB信噪比下CDF误差累积在中位相较RBF提升16.7%, 在90%分位相较提升40.8%。综上所述, 所提室内可见光角度偏移估计方法能有效减少定位误差, 在多数噪声情况下具有鲁棒性。

参考文献

- [1] Maheepala M, Kouzani A Z, Joordens M A. Light-based indoor positioning systems: A review[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(8): 3971-3995.
- [2] Zhu Z, Yang Y, Chen M, et al. A survey on indoor visible light positioning systems: fundamentals[J]. Applications, and Challenges, 2024.
- [3] Zhuang Y, Hua L, Qi L, et al. A survey of positioning systems using visible LED lights[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(3): 1963-1988.
- [4] 叶子蔚, 叶会英, 聂翔宇, 等. 基于接收信号强度检测的高精度可见光定位方法[J]. 中国激光, 2018, 45(03): 263-270.
- [5] Jin L, Jiang Q, Yu S, et al. Lightweight RSS-Based Visible Light Positioning Considering Dust Accumulation[J]. Journal of Lightwave Technology, 2025.
- [6] Guoqing H, Ya L, Bo B, et al. Accuracy Evaluation of Indoor AoA Visible Light Positioning With MLP Regression Model[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2025.
- [7] Du P, Zhang S, Chen C, et al. Demonstration of a low-complexity indoor visible light positioning system using an enhanced TDOA scheme[J]. IEEE Photonics Journal, 2018, 10(4): 1-10.
- [8] Sun X, Zou Y, Duan J, et al. The positioning accuracy analysis of AOA-based indoor visible light communication system[C]//2015 International Conference on Optoelectronics and Microelectronics (ICOM). IEEE, 2015: 186-190.
- [9] Huang H Q, Yang A Y, Feng L H, et al. Artificial neuralnetwork-based visible light positioning algorithm with a diffuse optical channel[J]. Chinese Optics Letters, 2017, 15(5): 20-24.
- [10] Mao X, Jing L, Tong Z, et al. Indoor visible light positioning system driven by deep neural network based on Kalman filtering and clustering optimization[J]. Optics Communications, 2025: 132090.
- [11] 赵黎, 韩中达, 张峰. 基于神经网络的可见光室内立体定位研究[J]. 中国激光, 2021, 48(07): 145-154.
- [12] 赵楚韩, 张洪明, 宋健. 基于指纹的室内可见光定位方法[J]. 中国激光, 2018, 45(08): 202-208.
- [13] 赵霞, 张君毅, 龙倩倩. 基于 Circle 混沌映射的 ISSA-ELM 神经网络室内可见光定位方法[J]. 光学学报, 2023, 43(2): 33-42.
- [14] 秦岭, 张崇泰, 郭瑛, 等. 基于 Elman 神经网络的可见光室内定位算法研究[J]. 光学学报, 2022, 42(5): 24-31.
- [15] ARMSTRONG J, SEKERCIOGLU Y A, NEILD A. Visible light positioning: A roadmap for international standardization[J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(12): 68-73.
- [16] Wang L, Guo C, Luo P, et al. Indoor visible light localization algorithm based on received signal strength ratio with multi-directional LED array[C]//2017 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). IEEE, 2017: 138-143.
- [17] 李庆香, 刘海艳, 陈艺辉, 等. 基于神经网络的多朝向 LED 可见光定位[J]. 光学学报, 2024, 44(22): 2206004-2206004-11.
- [18] 周炳朋, 陈光森, 王鑫. 面向可见光无线定位的指纹推理模型校准[J]. 电子学报, 2024, 52(06): 1925-1937.
- [19] Chen, Yang, Ming Gao, and Xiao Song. "Method to design the common aperture multi-band optical system based on the PSO algorithm." Optics express 29.12 (2021): 18325-18335.
- [20] 徐世武, 吴怡, 王徐芳. 基于粒子群优化压缩感知的可见光定位算法[J]. 中国激光, 2021, 48(03): 81-90.
- [21] Guo X, Shao S, Ansari N, et al. Indoor localization using visible light via fusion of multiple classifiers[J]. IEEE photonics journal, 2017, 9(6): 1-16.
- [22] 刘公绪, 李龙, 路建民, 等. 无线信号交汇定位的奇异解问题表征与解决[J]. 中国科学: 信息科学, 2022, 52(11): 1992-2010.
- [23] Sung J Y, Yeh C H, Chow C W, et al. Orthogonal frequency-division multiplexing access (OFDMA) based wireless visible light communication (VLC) system[J]. Optics Communications, 2015, 355: 261-268.
- [24] 苏辰希, 张艳语, 李盾, 等. 基于空间优化的室内可见光定位方法[J]. 光学学报, 2024, 44(13): 78-87.
- [25] 张慧颖, 于海越, 王凯, 等. 基于 KPCA-K-means++ 和 GA-LMS 模型的改进 RBF 神经网络室内可见光定位[J]. 光学

- 学报,2021,41(19):72-81.
- [26] 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.
- [27] 宋素真,桂林,杨晨,等.可见光通信应用于安全支付有效区域的研究[J].上海第二工业大学学报,2020,37(03):207-212.

Visible Light Positioning Method Using the Angular Offset model of LED for Fingerprint Database Generation

PENG Yu¹, GUI Lin^{2*}, WANG Jinke¹

(1 ^①*School of Intelligent Manufacturing and Control Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China*)

(2 ^②*School of Computer and Information Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China*)

Abstract: Objective Indoor visible light positioning (VLP) faces significant accuracy degradation due to unintentional LED angular offsets (e.g., during installation or manufacturing). Traditional solutions, such as fine-grained fingerprint databases or neural networks, require extensive offline data collection of angle information, leading to high deployment costs and limited scalability. This study aims to propose a robust, data-efficient method to estimate and compensate for LED angle offsets without offline angle measurements, thereby enhancing VLP accuracy under diverse noise conditions. Methods The proposed framework, SQP-NAPSO, integrates, Angle Offset Estimation: SQP (Sequential Quadratic Programming) solves a constrained nonlinear optimization problem derived from the Lambertian model to estimate initial azimuth and tilt angles. NA-PSO (Nonlinear Adaptive Particle Swarm Optimization) resolves SQP's multi-solution ambiguity by fixing the azimuth direction using the indoor point of maximum RSS. NA-PSO enhances convergence and global search via nonlinear adaptive inertia weights and dynamic learning factors. Positioning: The estimated angles refine the Lambertian model to generate an online fingerprint database without offline angle collection. WKNN (Weighted k-Nearest Neighbors) leverages the refined model for robust localization. Experiments validated the method under 10 - 50 dB SNR, comparing it against baseline approaches: traditional WKNN/KNN, fine-grained WKNN (with offline angle data), and RBF neural networks. Results and Discussions Angle Estimation: NA-PSO outperformed PSO, Greedy Algorithm, and Simulated Annealing in azimuth search accuracy (mean error: 4.4° vs. 13.4° - 36.1°). SQP-NAPSO reduced tilt/azimuth estimation errors by 86.1% and 90.7% versus fine-grained WKNN at 40 - 50 dB SNR. Positioning Accuracy: Mean localization error decreased by 57.3% compared to traditional WKNN/KNN. At 40 - 50 dB SNR, accuracy improved by 81.4% over fine-grained WKNN (requiring 714k offline data points vs. 63 RSS samples for SQP-NAPSO). In high noise (10 - 20 dB), accuracy matched fine-grained WKNN while reducing data dependency. Outperformed RBF neural networks: at 20 dB SNR, median CDF error improved by 16.7% and 90th-percentile error by 40.8%. Robustness: Maintained stability across initial angle offsets (e.g., [45°, 10°], [60°, 5°]) and SNR levels. Angle correction suppressed RSS distortion from attitude perturbations, enhancing spatial continuity in fingerprint maps. Conclusions The SQP-NAPSO method effectively addresses LED angular offsets in VLP systems by: Eliminating costly offline angle data collection, Leveraging model-based optimization for accurate angle estimation under noise (10 - 50 dB SNR), Achieving >57% positioning error reduction versus classical methods and >81% versus data-intensive fingerprinting. This approach balances high accuracy, computational efficiency, and deployment practicality, making it suitable for real-world indoor positioning applications. Future work may optimize real-time implementation and multi-LED scenarios.

Key words: Visible light positioning; Angle offset; Lambert model; Signal-to-noise ratio; SQP algorithm; NA-PSO algorithm

OCIS Codes:

CSTR: 32255.14.gzxb20265507.0712004