

doi:10.13756/j.gtxyj.2026.260010.

专题:面向6G的无线光通信

刘思聪,叶梦婉,王先耀. 基于压缩感知的多目标协同三维可见光定位[J]. 光通信研究, 2026(2): 260010.

Liu S C, Ye M W, Wang X Y. Multi-Target Collaborative 3D Visible Light Positioning based on Compressed Sensing [J]. Study on Optical Communications, 2026(2):260010.

## 基于压缩感知的多目标协同三维可见光定位(特邀)

刘思聪<sup>1,2</sup>, 叶梦婉<sup>2</sup>, 王先耀<sup>2</sup>

(1. 厦门大学深圳研究院, 广东 深圳 518057; 2. 厦门大学信息学院 导航与位置服务技术国家地方联合工程研究中心, 福建 厦门 361101)

**摘要:**【目的】现有的室内可见光定位技术研究多集中于二维或固定高度的目标定位,而三维(3D)空间的多目标定位主要因空间维度的增加导致参考点数量剧增,计算与采集成本高;多目标信号混合,难以分离。针对3D室内空间中多目标难以被同步高精度定位的理论技术瓶颈,文章提出了一种融合多粒度网格与压缩感知(CS)的多目标协同3D可见光定位方法。【方法】文章所提方法的核心是设计了一种“粗定位-精细定位”两步框架:离线阶段对空间划分粗网格并聚类可见光信道指纹数据;在线阶段通过聚类匹配粗筛目标区域,然后在该区域内构建更精细的网格CS模型,通过稀疏恢复精确求解目标3D坐标。【结果】为了验证所提方法的性能,文章在典型室内房间场景下进行了仿真实验。仿真结果表明,文章所提方法在4~8个目标场景下,平均定位误差较传统方法降低了30%~50%,能够稳定实现厘米级的高精度定位。同时,该方案对目标数量的增加具有较好的鲁棒性,当目标数量增加时,其误差增长曲线较传统方法更平缓。【结论】综上所述,文章所提融合多粒度网格与CS的协同定位方法显著提升了室内3D多目标定位的精度与实用性,未来工作将考虑非视距环境及动态目标跟踪等更复杂实际环境约束,以进一步提升方法的实用性与适应性。

**关键词:** 多目标定位; 三维定位; 可见光定位; 多粒度网格; 压缩感知; 聚类匹配

中图分类号: TN929

文献标志码: A

## Multi-Target Collaborative 3D Visible Light Positioning based on Compressed Sensing

LIU Sicong<sup>1,2</sup>, YE Mengwan<sup>2</sup>, WANG Xianyao<sup>2</sup>

(1. Shenzhen Research Institute of Xiamen University, Shenzhen 518057, China; 2. National-Local Joint Engineering Research Center of Navigation and Location Services, School of Informatics, Xiamen University, Xiamen 361101, China)

**Abstract:** 【Objective】 Existing research on indoor visible light positioning technology predominantly focuses on two-dimensional or fixed-height target localization. The positioning of multiple targets in Three-Dimensional (3D) space faces significant challenges, primarily due to the exponential increase in the number of reference points required. It leads to high computational and data acquisition costs, and the difficulty in separating mixed signals from multiple targets. To address the theoretical and technical bottleneck of achieving simultaneous high-precision localization for multiple targets in 3D indoor spaces, this paper proposes a multi-target collaborative 3D visible light positioning method that integrates multi-granularity grids and Compressed Sensing (CS). 【Methods】 The core of the proposed method is a designed two-step framework of “coarse positioning followed by fine positioning”. In the offline phase, the space is partitioned using a coarse grid, and visible light channel fingerprint data is clustered. In the online phase, the target area is initially screened through cluster matching. Subsequently, a more refined grid-based CS model is constructed within this region, and the 3D coordinates of the targets are accurately solved via sparse recovery. 【Results】 To validate the performance of the proposed method, simulations were conducted in a typical indoor room scenario. The results demonstrate that in scenarios with 4 to 8 targets, the average positioning error is reduced by 30% to 50% compared to traditional methods, enabling stable centimeter-level high-precision positioning. Furthermore, the scheme exhibits good robustness against an increasing number of targets, as its error growth curve remains flatter than that of traditional methods when the target count rises. 【Conclusion】 In summary, the collaborative positioning method integrating multi-granularity grids and CS proposed in this paper significantly enhances the accuracy and practicality of indoor 3D multi-target positioning. Future work will consider more complex practical constraints such as non-line-of-sight environments and dynamic target tracking to further improve the method's practicality and adaptability.

**Key words:** multi-target localization; 3D localization; visible light positioning; multi-granularity grid; CS; cluster matching

收稿日期: 2026-01-15; 修回日期: 2026-02-09; 纸质出版日期: 2026-04-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62471414); 广东省自然科学基金资助项目(2024A1515030150); 福建省自然科学基金资助项目(2023J01001); 深圳市自然科学基金资助项目(JCYJ20250604123034005)

作者简介: 刘思聪(1989-), 男, 福建龙岩人。副教授, 博士, 主要研究方向为可见光通信、可见光定位和通信感知导航融合。

通信作者: 刘思聪, 副教授。E-mail: liusc@xmu.edu.cn

© Editorial Office of *Study on Optical Communications*. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

## 0 引言

随着智慧工厂和医疗监护等应用的发展,室内多目标高精度三维(Three Dimensional, 3D)定位需求日益迫切<sup>[1-2]</sup>。全球导航卫星系统在室内失效,推动了基于室内基础设施的定位技术研究<sup>[3]</sup>。可见光定位技术利用发光二极管(Light-Emitting Diode, LED)照明设施作为信号源,具有无电磁干扰、大带宽和高分辨率等优势<sup>[4-5]</sup>。

现有研究多集中于二维或固定高度的单目标定位<sup>[6-7]</sup>。扩展到3D多目标场景时面临挑战:空间维度增加导致参考点数量剧增,计算与采集成本高<sup>[8]</sup>;多目标信号混合,难以分离<sup>[9]</sup>。压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论利用目标位置的空间稀疏性,为多目标定位提供了新思路<sup>[10-11]</sup>,可通过构建测量模型将问题转化为稀疏向量恢复。

然而,直接将CS应用于3D多目标定位存在瓶颈:精细网格划分导致待恢复向量维度极高,在LED锚点数量有限的条件下,难以满足恢复所需的观测条件<sup>[12]</sup>。若采用粗糙网格则牺牲精度。

为解决该矛盾,本文提出了一种融合多粒度网格与CS的多目标协同3D定位方法。核心是采用“粗定位-精细定位”两步定位框架:首先在粗颗粒度网格层面,利用信号接收强度(Received Signal Strength, RSS)聚类匹配进行粗定位,大幅缩减搜索范围;然后在候选区域内划分细颗粒度网格,构建CS模型进行精细定位。该方法在测量数据规模和目标数量相当条件下,降低了CS稀疏恢复的待估计未知稀疏问题的规模,从而在CS的理论框架下能够获得更好的稀疏恢复性能。为区分不同LED信号,目标端采用正交频分多址等多址技术,确保各目标可独立解析来自不同LED的信号。本文最后仿真验证了所提方法的有效性。

## 1 系统模型与问题描述

图1所示为室内下行可见光定位系统的典型架构。

将天花板上部署的 $M$ 盏已知位置的LED作为定位锚点。 $K$ 个待定位目标随机分布在室内3D空间中,各目标配备一个光电探测器用于接收光信号。所有LED发射经过强度调制的正交导频信号,目标可通过多址技术区分来自不同LED的信号。

为应用基于网格的定位方法,将目标可能存在的3D空间区域(高度范围 $\Delta h$ )均匀划分为 $N_c$ 个粗

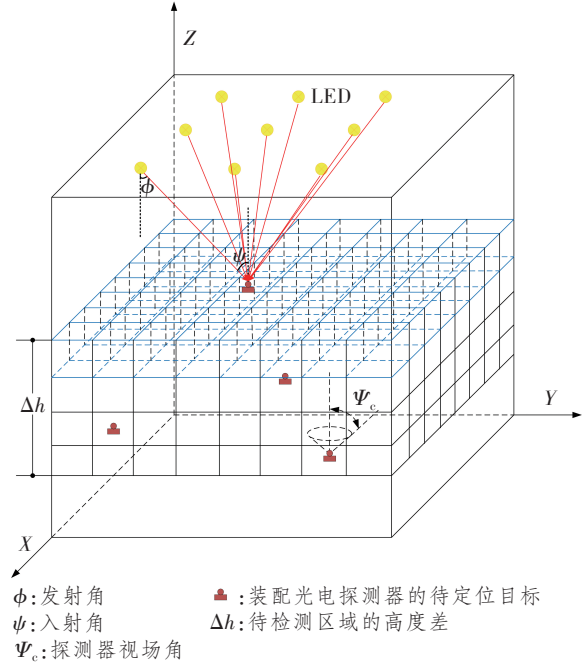


图1 基于多粒度网格的室内多目标协同3D定位原理示意图

Figure 1 Schematic diagram of indoor multi-target collaborative 3D localization principle based on multi-granularity grid

颗粒度立方体网格,每个网格中心点坐标已知,记为 $\mathbf{g}_i^c = (x_i^c, y_i^c, z_i^c)$ ,  $i = 1, \dots, N_c$ 。类似地,在后续精细定位阶段,会在特定区域划分 $N_f$ 个细颗粒度网格。

根据朗伯辐射模型,在仅考虑视距链路的情况下,第 $m$ 盏LED到第 $i$ 个粗网格中心点的信道增益 $h_{m,i}$ 可表示为

$$h_{m,i} = \begin{cases} \frac{(k+1)A}{2\pi d_{m,i}^2} \cos^k(\phi_{m,i}) \cos(\psi_{m,i}), & 0 \leq \psi_{m,i} \leq \Psi_c \\ 0, & \psi_{m,i} > \Psi_c \end{cases}, \quad (1)$$

式中: $k$ 为朗伯辐射阶数; $A$ 为探测器有效面积; $d_{m,i}$ 为距离; $\phi_{m,i}$ 为发射角; $\psi_{m,i}$ 为入射角。

位于第 $i$ 个粗网格中心的目标接收到的来自第 $m$ 盏LED的RSS $P_{m,i}$ 可表示为

$$P_{m,i} = P_t \cdot h_{m,i} + n_{m,i}, \quad (2)$$

式中: $P_t$ 为LED发射功率; $n_{m,i}$ 为加性高斯白噪声。

多目标3D定位的目标是:利用所有 $K$ 个目标测量到的来自 $M$ 盏LED的混合RSS信息,估计出每个目标的3D坐标 $\mathbf{p}_k = (x_k, y_k, z_k)$ ,  $k = 1, \dots, K$ 。由于 $K$ 通常远小于 $N_c$ 或 $N_f$ ,例如当目标数 $K = 5$ ,粗网格数 $N_c = 600$ ,细网格数 $N_f = 4800$ 时,稀疏度 $K/N_f = 0.00104 \ll 0.10000$ ,满足CS对稀疏向量的要求,目标在网格空间上的分布具有稀疏性。

## 2 多颗粒度网格定位方法

图 2 所示为本文所提方法的流程图,包含离线阶段和在线阶段。离线阶段进行数据准备,在线阶段执行两步定位流程。

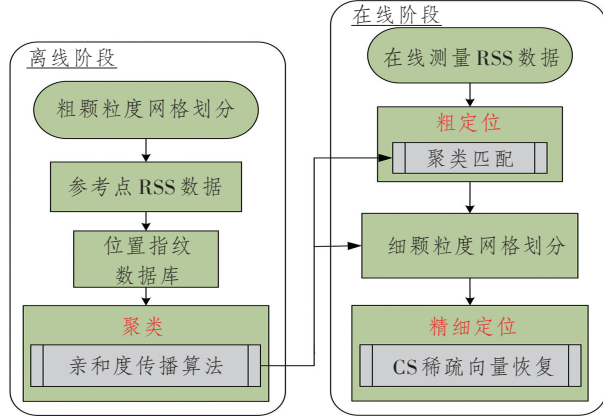


图 2 “粗筛—精估”两阶段定位方法流程图

Figure 2 Flowchart of the “coarse screening and fine estimation” two-stage localization method

### 2.1 离线阶段:粗网格指纹采集与聚类

**粗网格 RSS 指纹库构建:**在每一个粗网格  $g_i^c$  内,随机选取多个采样点,测量来自所有  $M$  盏 LED 的 RSS。相较于仅在网格中心点采样,网格内随机多点采样能更全面地反映该区域内的信道空间变化,提升指纹的代表性与鲁棒性。计算每个网格内所有采样点 RSS 的平均值,形成该网格的指纹向量  $F_i = [\bar{P}_{1,i}, \bar{P}_{2,i}, \dots, \bar{P}_{M,i}]^T$ ,  $\bar{P}_{M,i}$  为位于第  $i$  个粗网格中心的目标接收到的来自第  $M$  盏 LED 的 RSS 的平均值。所有粗网格的指纹构成数据库  $\mathcal{D} = \{F_i | i = 1, \dots, N_c\} \in \mathbb{R}^{N_c \times M}$ 。

**基于亲和度传播的聚类:**直接在整个指纹库中进行匹配计算量庞大。为此,采用亲和度传播聚类算法对参考网格进行聚类,该算法能自动从数据中识别出最优的聚类中心。计算任意两网格  $i$  和  $j$  指纹向量间的负欧氏距离  $s(i, j)$  作为相似度:

$$s(i, j) = -\|F_i - F_j\|^2, i \neq j. \quad (3)$$

通过迭代更新“吸引力” $r(i, j)$  和“归属度” $a(i, j)$  至收敛后,根据  $a(i, j) + r(i, j) > 0$  确定  $L$  个聚类中心集合  $\mathcal{C} = \{c_l | l = 1, \dots, L\}$ , 并将各数据点分配至使  $a(i, j) + r(i, j)$  最大的聚类中心,得到各簇对应的网格集合  $\mathcal{G}_l$ :

$$r(i, j) = s(i, j) - \max_{j' \neq j} [a(i, j') + s(i, j')],$$

$$a(i, j) = \begin{cases} \min \left\{ 0, r(j, j) + \sum_{i' \in \mathcal{G}_l} \max [0, r(i', j)] \right\}, & i \neq j \\ \sum_{i' \in \mathcal{G}_l} \max [0, r(i', j)], & i = j \end{cases}.$$

每个聚类的代表性指纹  $\bar{F}_l$  取为其所有成员网格指纹的平均值:

$$\bar{F}_l = \frac{1}{|\mathcal{G}_l|} \sum_{i \in \mathcal{G}_l} F_i. \quad (4)$$

### 2.2 在线阶段:粗定位与精细定位

在线阶段,假设  $K$  个目标分别测量得到其 RSS 向量  $r_k = [P_{1,k}, P_{2,k}, \dots, P_{M,k}]^T, k = 1, \dots, K$ 。

#### 2.2.1 基于聚类匹配的粗定位

对于每个目标  $k$  的测量向量  $r_k$ , 计算其与所有聚类代表性指纹的相似度。选取相似度最高的前若干个聚类, 这些聚类所对应的所有成员粗网格的并集, 构成该目标的粗定位候选区域  $\mathcal{R}_k$ 。对所有  $K$  个目标重复此过程, 取并集得到最终需要精细搜索的区域  $\mathcal{R} = \bigcup_{k=1}^K \mathcal{R}_k$ 。此步骤将待定位范围从全局  $N_c$  个粗网格大幅缩减至  $|\mathcal{R}|$  个。

#### 2.2.2 基于 CS 的精细定位

**细网格划分:**在区域  $\mathcal{R}$  包含的每个粗网格内, 进一步均匀划分出更小的细颗粒度立方体网格。设总共产生  $N_f$  个细网格 ( $N_f \gg |\mathcal{R}|$ , 但  $N_f \ll$  全局细网格数)。记细网格中心坐标为  $g_j^f, j = 1, \dots, N_f$ 。

**CS 模型构建:**利用目标间可通过无线协作共享接收数据的特性, 为实现基于 CS 的稀疏恢复, 本文主动将来自同一 LED (第  $m$  盏) 的信号在所有  $K$  个目标处进行聚合, 得到第  $m$  盏 LED 的聚合接收信号  $y_m$ :

$$y_m = \sum_{k=1}^K \sqrt{P_k} h_m(\mathbf{p}_k) s_m + w_m, \quad (5)$$

式中:  $s_m$  为第  $m$  盏 LED 的导频信号;  $h_m(\mathbf{p}_k)$  为目标  $k$  处第  $m$  盏 LED 的真实信道增益;  $w_m$  为第  $m$  盏 LED 的聚合噪声。定义 1 个  $N_f$  维的稀疏位置指示向量  $\mathbf{x}$ , 其第  $j$  个元素  $x_j$  为非零值, 仅有 1 个目标位于第  $j$  个细网格中心。由于目标数  $K \ll N_f$ ,  $\mathbf{x}$  是  $K$ -稀疏的。

可以将式(5)近似建模为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \mathbf{w}, \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$  为  $M$  维观测向量;  $\Phi$  为  $M \times N_f$  维的观测矩阵, 其第  $(m, j)$  个元素近似为  $\sqrt{P_k} h_m(g_j^f) s_m$ , 即假设目标位于细网格中心时的信

道贡献;  $\mathbf{w}$  为噪声向量。

稀疏恢复与位置估计:式(6)构成了一个标准的CS问题。采用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)等经典CS算法<sup>[13]</sup>从观测  $\mathbf{y}$  中恢复稀疏向量  $\hat{\mathbf{x}}$ 。恢复出的  $\hat{\mathbf{x}}$  中  $K$  个非零值对应的细网格索引,即给出了  $K$  个目标的位置估计  $\hat{\mathbf{p}}_k$ :

$$\hat{\mathbf{p}}_k = \mathbf{g}_{jk}^i, \quad jk = \arg \{ \hat{\mathbf{x}}_j \neq 0 \}. \quad (7)$$

相较于在整个3D空间直接划分细网格并构建CS模型,本方法将观测矩阵  $\Phi$  的列数从全局细网格数减少至  $N_i$ ,显著改善了问题的适定性,提高了稀疏恢复的成功率和精度。

### 3 仿真结果与分析

为验证本文所提方法的性能,在Matlab仿真软件中进行仿真。设置一个  $5\text{m} \times 5\text{m} \times 3\text{m}$  的房间,天花板上均匀部署16盏LED。目标活动空间高度范围为  $2\text{m}$  ( $\Delta h = 2\text{m}$ )。粗网格尺寸为  $0.5\text{m} \times 0.5\text{m} \times 0.5\text{m}$ ,细网格尺寸为  $0.25\text{m} \times 0.25\text{m} \times 0.25\text{m}$ 。具体系统仿真核心参数配置如表1所示,LED参数遵循典型可见光通信设置<sup>[14-16]</sup>。对比方案包括:①本文所提方法:基于聚类匹配的粗定位后接CS精定位;②单步CS:直接在全局进行细网格划分并应用CS;③无强约束多粒度网格CS两步法:在粗定位阶段均应用CS;④理想强约束多粒度网格两步方案:在方案③的基础上,假设粗定位误差满足“每次仅1个目标出错且错误网格与真实网格相邻”的强约束条件。

表1 系统仿真核心参数配置表

Table 1 Configuration of key simulation parameters

参数	值
房间大小	$5\text{m} \times 5\text{m} \times 3\text{m}$
LED数量 $M/\text{盏}$	16
目标所在空间区域高度差 $\Delta h/\text{m}$	2
粗粒度网格大小	$0.5\text{m} \times 0.5\text{m} \times 0.5\text{m}$
细粒度网格大小	$0.25\text{m} \times 0.25\text{m} \times 0.25\text{m}$
LED的半功率角 $\alpha_1/^\circ$	60
光电探测器的视场角 $\varphi_{\text{FOV}}/^\circ$	120
光电探测器的物理接收面积 $A_{\text{det}}/\text{cm}^2$	1.5
光学滤波器的增益 $G_{\text{filter}}$	1
光学集中器的增益 $G_{\text{conc}}$	1
参考网格随机采样点数/个	50
聚类匹配参数 <sup>[17]</sup>	$\zeta_1 = 0.9; \zeta_2 = 0.1$

#### 3.1 粗定位性能影响因素分析

首先以平均定位误差的累积分布函数(Cumu-

lative Distribution Function, CDF)来衡量评估离线阶段数据采集策略与在线匹配准则对粗定位性能的影响,结果如图3所示。实验对比了两种采样方式(仅网格中心点采样和网格内随机多点采样)与两种匹配准则(匹配聚类中心指纹和匹配聚类平均指纹)的组合。

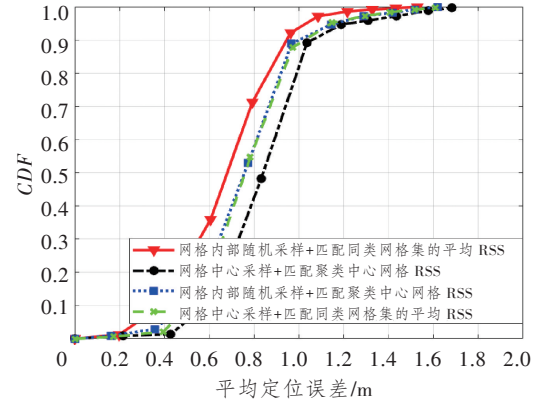


图3 不同指纹采样及聚类匹配策略下的粗定位误差的CDF曲线图

Figure 3 CDF of coarse localization error under various fingerprint sampling and cluster matching strategies

仿真表明,采用网格内随机多点采样并结合聚类平均指纹进行匹配的策略性能最优。其优势在于,随机采样能更好表征整个网格区域的RSS特性,而使用聚类平均指纹则缓解了因目标位于网格边缘或聚类中心指纹代表性不足而导致的误匹配风险。相反,仅依赖中心点采样及匹配单中心指纹的方法性能最弱,凸显了本文所提数据策略的有效性。

#### 3.2 不同定位方案性能对比

图4所示为4种定位方案的平均定位误差CDF的对比曲线。

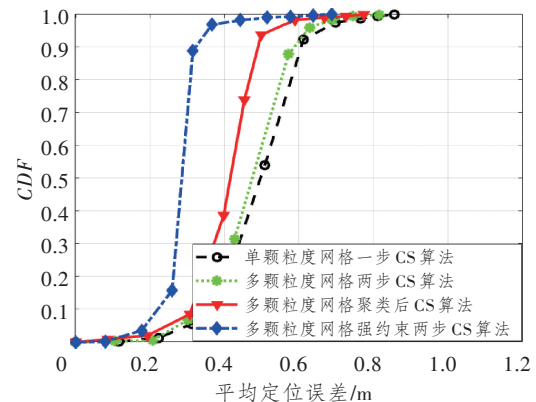


图4 不同多目标定位方案的平均误差性能对比的CDF曲线图

Figure 4 CDF of average positioning error for different multi-target localization schemes

可以观察到:①理想强约束两步方案性能最佳,其误差低于 0.3 m,这验证了在粗定位结果足够精确的理想前提下,两步 CS 框架所能达到的理论性能上限。②本文所提方法性能次优且最为接近理想方案,90% 的定位误差结果低于 0.48 m,显著优于单步 CS 和无约束的两步 CS 方案。这证明,采用聚类匹配进行粗定位的策略,其实际性能远超无约束的 CS 粗定位,能更可靠地将搜索范围收敛至正确区域附近,从而保障了最终精度。

### 3.3 目标数量对定位性能的影响

图 5 所示为待定位目标数量  $K$  从 1 递增至 10 个时,各方案平均定位误差的变化趋势。

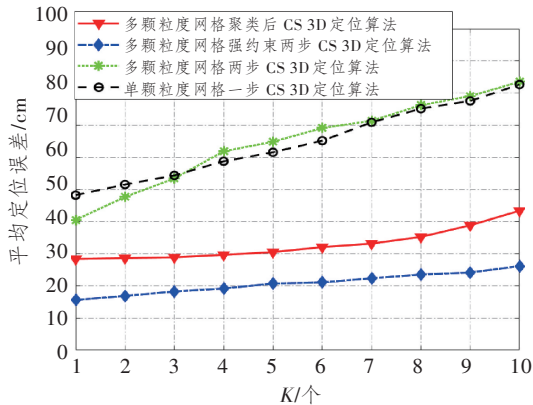


图 5 各方案定位精度随目标数目  $K$  增加的鲁棒性分析

Figure 5 Robustness analysis of positioning accuracy for various schemes with increasing number of targets  $K$

由图可知,随着  $K$  的增大,所有方案的误差均呈现上升趋势,这是由于多目标信号干扰加剧以及稀疏恢复问题本身复杂度增加所致。然而,本文所提方法与理想强约束方案的增长曲线最为平缓,展现出了更好的鲁棒性。当  $K=5$  时,本文所提方法平均误差约为 0.3 m,而单步 CS 与无约束两步 CS 方案的误差均超过 0.5 m。此结果进一步印证了本文所提“先粗后精”框架在处理多目标问题上的优势:粗定位阶段通过聚类匹配将搜索范围锁定在数个可能性较高的区域,这不仅降低了精细定位阶段 CS 问题的维度,更在本质上限制了最坏情况下的定位误差范围,从而在面对更多目标时仍能保持相对稳定的性能。

此外,还可通过增加 LED 锚点数量等方式提升定位精度。这是因为锚点数量  $M$  代表观测维度和观测数据量,根据 CS 理论,增加观测数据量可提升 CS 模型的稀疏恢复性能。但是,由于实际部署环境条件的限制、照明设施的固定性以及硬件成本

和电能节约等考量,LED 数量在实际应用中也不能过度增加,应当在定位性能、成本开销和环境限制等因素之间合理权衡。

## 4 结束语

本文提出了一种基于多粒度网格与 CS<sup>[18]</sup>的室内 3D 可见光多目标定位方法,采用两步定位的方式,用于解决室内可见光多目标 3D 定位问题。通过聚类匹配实现区域粗筛,并结合 CS 进行稀疏恢复,显著降低了模型维度与计算负担。仿真表明,该方法在多个目标场景下的定位精度均优于传统方案,且对目标数量的增加具有较好的鲁棒性。未来工作将考虑非视距环境及动态目标跟踪等实际约束,以进一步提升方法的实用性与适应性<sup>[19-21]</sup>。

### 参考文献:

- [1] Zafari F, Gkelias A, Leung K K. A Survey of Indoor Localization Systems and Technologies [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(3): 2568–2599.
- [2] 彭木根,刘喜庆,刘子乐,等. 6G通信感知一体化理论与技术[J]. 控制与决策, 2023, 38(1): 22–38.  
Peng M G, Liu X Q, Liu Z L, et al. Principles and Techniques in Communication and Sensing Integrated 6G Systems [J]. Control and Decision, 2023, 38(1): 22–38.
- [3] 贾科军,牛振,于凯,等. 基于SSA-ELM神经网络的室内可见光定位系统[J]. 光通信研究, 2025(1): 230154.  
Jia K J, Niu Z, Yu K, et al. Indoor Positioning System based on SSA - ELM Neural Network for Visible Light [J]. Study on Optical Communications, 2025(1): 230154.
- [4] 林显浩,迟楠. 水下可见光通信星座几何整形和人工智能技术[J]. 光通信研究, 2023(4): 21–27.  
Lin X H, Chi N. Constellation Geometrically - Shaping and Artificial Intelligence Technology in Underwater Visible Light Communication [J]. Study on Optical Communications, 2023(4): 21–27.
- [5] Chi N, Zhou Y, Wei Y, et al. Visible Light Communication in 6G: Advances, Challenges, and Prospects [J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2020, 15(4): 93–102.
- [6] Wang X, Liu S. Multi - Target Cooperative Visible Light Positioning: a Compressed Sensing based Framework [C]//ICC 2023 - IEEE International Conference on Communications. Rome, Italy: IEEE, 2023: 10278778.

- [7] Liu S, Wang X, Song J, et al. Cooperative Robotics Visible Light Positioning: an Intelligent Compressed Sensing and GAN - Enabled Framework [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2024, 18(3): 407–418.
- [8] 闫红强, 江明. 跨水面VLC链路对准与信号检测技术研究[J]. 光通信研究, 2025(4): 250001.  
Yan H Q, Jiang M. Research on Link Alignment and Signal Detection Technologies for Cross-Water Visible Light Communication[J]. Study on Optical Communications, 2025(4): 250001.
- [9] Keskin M F, Sezer A D, Gezici S. Localization via Visible Light Systems [J]. Proceedings of the IEEE, 2018, 106(6): 1063–1088.
- [10] 肖振久, 吴正伟, 张杰浩, 等. 自适应前景聚焦无人机航拍图像目标检测[J]. 光电工程, 2024, 51(9): 240149.  
Xiao Z J, Wu Z W, Zhang J H, et al. Adaptive Foreground Focusing for Target Detection in UAV Aerial Images[J]. Opto-Electronic Engineering, 2024, 51(9): 240149.
- [11] Shen H, Ding Z, Dasgupta S, et al. Multiple Source Localization in Wireless Sensor Networks based on Time of Arrival Measurement [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(8): 1938–1949.
- [12] Donoho D L. Compressed Sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [13] Pati Y C, Rezaiifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal Matching Pursuit: Recursive Function Approximation with Applications to Wavelet Decomposition [C]//Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2002: 342465.
- [14] Komine T, Nakagawa M. Fundamental Analysis for Visible - Light Communication System Using LED Lights [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2004, 50(1): 100–107.
- [15] Zeng L, O'Brien D C, Le Minh H, et al. High Data Rate Multiple Input Multiple Output (MIMO) Optical Wireless Communications Using White Led Lighting [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2009, 27(9): 1654–1662.
- [16] 王国庆, 闵锐, 李兴泉, 等. 双通道加密自由空间光通信系统[J]. 光电工程, 2024, 51(9): 240106.  
Wang G Q, Min R, Li X Q, et al. Dual Channel Encrypted Free-Space Optical Communication System [J]. Opto-Electronic Engineering, 2024, 51(9): 240106.
- [17] Feng C, Au W S A, Valaee S, et al. Received-Signal-Strength -based Indoor Positioning Using Compressive Sensing [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 11(12): 1983–1993.
- [18] Gao Z, Dai L, Han S, et al. Compressive Sensing Techniques for Next-Generation Wireless Communications [J]. IEEE Wireless Communications, 2018, 25(3): 144–153.
- [19] 黄伟杰, 林邦姜, 丁永棋, 等. 基于深度学习的非视距可见光定位系统[J]. 光通信研究, 2024(6): 230091.  
Huang W J, Lin B J, Ding Y Q, et al. Non-Line-of-Sight Visible Light Positioning System based on Deep Learning [J]. Study on Optical Communications, 2024(6): 230091.
- [20] 王思明, 袁仁智, 杨闯, 等. 紫外光通信定位一体化: 关键技术与未来展望 [J]. 光通信研究, 2025(6): 250247.  
Wang S M, Yuan R Z, Yang C, et al. Integrated Ultraviolet Communications and Positioning: Key Technology and Future Prospect [J]. Study on Optical Communications, 2025(6): 250247.
- [21] Cheng Y, Shao J, Wu R. Compressive Sensing Optimization Algorithm for Indoor Visible Light 3D Positioning [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2617(1): 012002.