



专题：可见光通信

基于多节点协作的鲁棒可见光智能定位

刘思聪^{1,2}, 苏丹萍¹, 卫天阔¹, 王先耀¹

(1. 厦门大学信息学院, 福建 厦门 361005;

2. 东南大学移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210096)

摘要: 可见光通信凭借频谱资源丰富、不易受电磁污染和绿色安全等优势有望成为 6G 的关键备选技术之一, 也给高精度室内定位提供了新的思路。然而, 在可用作锚点的 LED 数量不足或被严重遮挡等恶劣室内环境下, 定位精度会大幅下降。为此, 研究了一种基于多节点协作的鲁棒可见光智能定位方法, 在考虑可见光非视距传播和用户终端朝向动态变化的情况下, 通过建立用户终端之间的协作定位机制获取互信息增益, 并设计一种卷积-循环神经网络, 且对协作定位精度性能进行了理论分析。仿真结果表明, 引入协作定位机制能有效提高恶劣条件下的定位性能。

关键词: 可见光定位; 协作定位; 卷积-循环神经网络; 非视距传播

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023103

Multi-node cooperation based robust visible light intelligent positioning

LIU Sicong^{1,2}, SU Danping¹, WEI Tiankuo¹, WANG Xianyao¹

1. School of Informatics, Xiamen University, Xiamen 361005, China

2. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China

Abstract: Visible light communication is expected to be one of the key alternative technologies for 6G with the advantages of abundant spectrum resources, less susceptibility to electromagnetic pollution and green safety, which also provides a new idea for high-precision indoor positioning. However, the positioning accuracy can be significantly degraded in the harsh indoor environment where LED that can be used as an anchor is insufficient or severely blocked. Therefore, a robust visible light intelligent positioning method based on multi-node cooperation was investigated. Considering the non-line-of-sight propagation of visible light and the dynamic change of user terminal orientation, a cooperative localization mechanism between user terminals was established to obtain mutual information gain and a convolutional-recurrent neural network was designed, and the theoretical analysis of cooperative localization accuracy was conducted. Simulation results show that the introduction of the cooperative positioning mechanism can effectively improve the positioning performance under harsh conditions.

收稿日期: 2023-04-17; 修回日期: 2023-05-09

通信作者: 刘思聪, liusc@xmu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61901403); 东南大学移动通信国家重点实验室开放研究基金资助课题 (No.2023D10); 厦门市自然科学基金资助项目 (No.3502Z20206039)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61901403), The Open Research Fund of National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University (No.2023D10), The Natural Science Foundation of Xiamen (No.3502Z20206039)

cy performance was carried out. Simulation results show that the introduction of the cooperative localization mechanism can effectively improve positioning performance under harsh conditions.

Key words: visible light positioning, cooperative localization, convolutional-recurrent neural network, non-line-of sight propagation

0 引言

基于位置的多样化服务将越来越多地应用在室内环境中,因此,高精度室内定位显现出巨大的应用前景和经济潜力。然而,技术相对成熟且在室外广泛应用的全球导航卫星系统,在复杂多变的室内环境中难以有信号覆盖和良好定位性能,无法满足室内高精度和高稳定性定位的服务需求^[1],因此有必要研究其他室内定位技术。随着无线通信技术的不断发展,基于 Wi-Fi、蓝牙、超宽带、ZigBee 和射频识别等射频通信技术的室内定位方法相继出现^[2],但由于用户量和数据量激增,有限的射频通信频谱日渐拥挤,并且基于射频无线定位的可用带宽和空间位置分辨率有限。

可见光通信(visible light communication, VLC)有望成为一种高效、绿色、简易、泛在的室内接入补充技术,吸引了学术界和工业界的广泛关注。其中,中国移动通信有限公司研究院在《6G 可见光通信技术白皮书(2022)》中将可见光通信视为 6G 的关键技术之一,能为用户体验速率、网络能效和定位精度等方面的提升提供有力支撑^[3]。具体而言,可见光通信是利用可见光光源(如具有高速调制特性的发光二极管(light emitting diode, LED)等)作为发送器件,利用图像传感器(如摄像机)或光电转换器(如光电探测器(photo-detector, PD)等)作为接收器件实现照明通信一体化的一种无线通信技术,这符合国家绿色节能的技术发展战略。此外,可见光通信的频谱资源极其丰富,采用未授权可见光波段,能够缓解射频电磁频谱资源紧张带来的压力,且在医院、飞机等电磁污染敏感的环境下能不产生干扰,保证安全、顺畅的通信^[4-5]。正是因为这些

优势,可见光定位(visible light positioning, VLP)技术成为一种新型的室内定位方法,得到越来越多的关注^[6-7]。在室内可见光定位网络中,一般将可见光通信的发送端和接收端分别作为位置信息已知的锚点和待定位的目标节点,并结合各类算法进行位置估计。已有诸多研究、实验和系统应用表明,采用可见光定位技术能实现厘米级的室内定位精度,为满足室内高精度定位需求提供了重要技术手段,特别是工业互联网、智能制造等对精度要求更为严格的场景。

有关研究和实验结果表明,室内环境是影响室内定位性能的重要因素,其中,当锚点不足时,目标节点会因为缺少定位信息而面临定位精度和系统稳定性降低的挑战,为此有学者研究了协作定位方法,并已形成了较全面的理论技术体系^[8]。协作定位是通过技术、系统或目标节点之间的合作增强定位准确性的算法^[9]。在无线协作定位网络中,通过目标节点之间的通信获取周围相关定位信息的方式称为空间协作,利用目标节点在不同时刻的状态获取自身相关定位信息的方式称为时间协作,根据定位信息的不同处理过程,可分为集中式协作定位算法和分布式协作定位算法两大类协作定位方法^[10]。目前已有很多研究工作对协作定位的理论和算法进行了分析并运用于具体的定位过程,例如,文献[11]针对存在测距异常的无线定位网络,提出了基于期望最大化的非协作定位算法和基于变分消息传递的协作定位算法,并分别推导了性能极限,通过对性能极限进一步分析可以明确来自协作定位的性能增益,且仿真结果表明,与现有算法相比,这两种算法都能以显著降低的计算成本达到相应的性能极限。文献[12]提出了一种基于信号到达时间的因子图框架解决动态无



线网络中的分布式联合协作定位和同步问题，并在因子图中采用置信传播和变分消息传递两种算法实现低复杂度的分布式协作定位。

深度学习作为人工智能技术的代表，具有处理非线性和动态定位数据的能力^[13]，为了能同时利用室内定位数据中的空间相关性特征和用户终端位移的时间序列特征，本文设计了一种混合深度学习模型——卷积-循环神经网络（convolutional-recurrent neural network, CRNN），针对 LED 不足或被遮挡等情况引起定位误差增大的问题，提出一种基于多节点协作的鲁棒可见光智能定位方法，并给出协作定位性能的理论分析。该方法将室内的 LED 和配备有光电探测器和无线收发器的用户终端分别作为锚点和目标节点，并将用户终端的朝向作为除三维空间位置外的附加维度，由于定位过程具有一致性，选择其中一个用户终端作为评估协作可见光定位性能的主节点，其余用户终端作为辅助的协作节点。具体地，该方法采用空间协作方式，即主节点不仅接收来自 LED 的可见光信号，还接收来自协作节点的无线信号，对两部分接收信息进行适当的处理后，利用 CRNN 模型，实现四维室内协作可见光智能定位。

1 相关工作

1999 年香港大学的 Grantham Pang 首次提出了可见光通信的概念^[14]，之后日本庆应义塾大学的 M. Nakagawa 研究团队提出了由 LED 接入的可见光通信^[15]。尽管可见光通信的诞生时间仅 20 余年，但第一版可见光通信标准 IEEE 802.15.7 已于 2011 年发布^[3]，基于可见光通信技术的室内可见光定位方法也层出不穷。接下来将介绍部分室内可见光定位的相关工作，包括基于经典定位算法的可见光定位、不同可见光定位方法的理论分析及可见光协作定位。

文献[16]给出了一种基于信号到达时间差的室内可见光定位系统，系统中每个 LED 都分配了

唯一的频率地址以便接收端区分，在只考虑可见光的视距（line-of-sight, LOS）传播情况下，仿真结果表明该系统的二维定位精度能达到 1 cm。文献[17]提出了一种基于可见光通信技术的室内定位模型，模型利用单一的 LED 阵列减小发送端之间的干扰，并分别使用测量的信号到达角度（angle of arrival, AOA）和接收信号强度（received signal strength, RSS）实现二维和三维定位，实验结果显示定位误差低于 6 cm。文献[18]研究了在可见光通信系统中结合 AOA 和 RSS 进行三维室内定位的方法，该方法首先通过最小二乘法完成基于 AOA 的定位，在此基础上结合 RSS 进一步提高定位精度。文献[19]提出了一种基于 AOA 的室内可见光定位系统，系统中的目标节点由多个接收元件组成，每个接收元件包括一个光电探测器和一个孔径，这使得目标节点可以在传输光功率未知的情况下测量 AOA 后，使用最大似然估计和三角剖分算法估计目标节点的三维位置。

文献[20]在假设发送端和接收端同步的前提下，通过推导经过强度调制的加窗正弦信号的克拉默-拉奥下界（Cramer-Rao lower bound, CRLB），得到了厘米级的基于信号到达时间的距离估计的理论极限误差，且该 CRLB 取决于正弦信号的频率和功率、LED 和接收端的特性等。文献[21]在室内可见光定位系统中，推导了基于 RSS 的距离估计的 CRLB 表达式，并考虑了多径反射对定位性能的影响，结果表明三角 LED 阵列的理论定位精度高于方形 LED 阵列。文献[22]分析了基于 AOA 的室内可见光定位方法的 CRLB，得到的 CRLB 表达式表明，房间高度和可见光通信的信噪比都将影响该方法的定位精度，且仿真结果表明当信噪比为 80 dB 时，理论定位精度低于 8 cm。文献[23]在室内可见光定位框架下，研究了基于 RSS 的距离估计的 ZZB（Ziv-Zakai bound）和加权 CRLB，其中，ZZB 给出了低信噪比条件下的严格界，加权 CRLB 则是在 CRLB 的基础上

利用了先验信息。

文献[24]通过可见光通信和 ZigBee 通信的协作,首先将 LED 的识别数据通过可见光信道传输到配备有光电探测器的无线收发器上,无线收发器再将该数据通过无线信道传送到具有 ZigBee 协调和系统控制功能的目标节点,并在屏幕上显示定位结果,这两种通信技术的协作不仅克服了传统定位问题,还可扩大服务范围。文献[25]针对由于基础设施和场景限制而无法进行三边定位的情况,提出了基于毫米波的上行链路和可见光通信的下行链路的室内协作定位方法,结果表明该方法可以降低目标节点估计位置与其真实位置的偏差及定位的复杂性。文献[26]通过目标节点之间的可见光通信提出了仅利用两个 LED 的二维室内可见光定位方案,方案引入了贝叶斯框架和因子图描述定位问题,并采用和积算法处理定位过程和确定目标节点的位置,仿真验证了该方案的可行性并能达到厘米级的定位精度。文献[27]提出了基于红外通信和可见光通信协作的室内定位方法,并通过理论分析证明了其可行性。文献[28]提出了一种基于可见光定位和里程表的多机器人协作系统,该系统可以在低 LED 部署密度下通过机器人之间的通信实现机器人的定位。

2 系统模型

在室内环境中,LED 通常按照一定布局规律部署在天花板上,将配备有光电探测器和无线收发器的用户终端作为目标节点,在室内移动并接收来自通信中 LED 和其他用户终端的可见光信号和无线信号。基于多节点协作的可见光智能定位模型如图 1 所示,为了能定位用户终端并建立相应的数学模型,将四维室内协作可见光定位框架聚焦在一个长、宽、高分别为 L 、 W 、 H 的房间内,并以房间的一个角落为原点建立笛卡儿坐标系。在房间的天花板上等间隔地安装 N 个坐标确定的 LED,令 K 个配备有光电探测器和无线收发器的用

户终端在房间中一个 $l \times w \times h$ 三维空间内随机移动和旋转。在这个过程中,每个用户终端不仅与 N 个 LED 进行可见光通信,还与其余 $K-1$ 个用户终端进行无线通信,用户终端之间的协作通信链路可采用 Wi-Fi、蓝牙等室内常见射频无线通信方式实现。那么,用户终端移动到不同位置或旋转到不同朝向时,其中的光电探测器接收的可见光信号和无线收发器接收的无线信号均有所区别。根据这一点,可将用户终端的两部分接收信息处理后作为特征数据,然后利用设计的 CRNN 模型估计包含其位置和朝向的四维坐标。

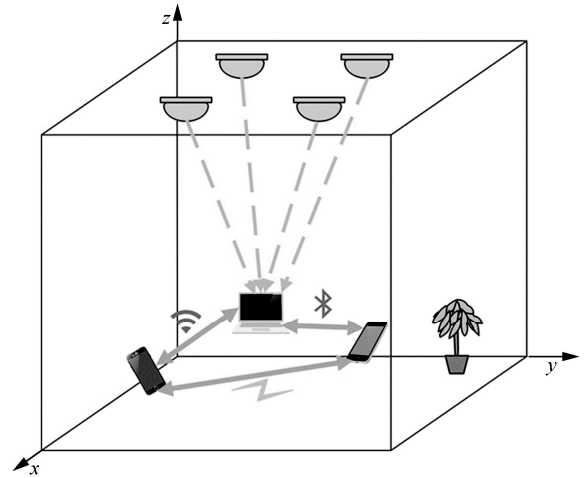


图 1 基于多节点协作的可见光智能定位模型

当用户终端与 LED 进行可见光通信时,可见光通过室内自由空间,LED 与光电探测器之间通过 LOS 传播的信道直流增益可表示为^[4]:

$$H(0) = \frac{(m+1)A_{\text{opto-elec}}}{2\pi d^2} \cos^m \theta \cos \phi \times T(\phi)g(\phi), 0 \leq \phi \leq \phi_{\text{FOV}} \quad (1)$$

其中, θ 是相对于 LED 法向量 $\mathbf{n}_1$ 的辐照角度; m 是朗伯辐射系数,其值由 LED 的半功率角 $\theta_{1/2}$ 决定,即 $m = \frac{-\ln 2}{\ln(\cos \theta_{1/2})}$; $A_{\text{opto-elec}}$ 是光电探测器的接

收面积; d 表示 LED 和光电探测器之间的直线距离; ϕ 是相对光电探测器法向量 $\mathbf{n}_2$ 的入射角; $T(\phi)$ 是放置在光电探测器前的光学滤波器的增



益； ϕ_{FOV} 代表光电探测器的视场角； $g(\phi)$ 表示放置在光电探测器前的光学集中器的增益。此时，光电探测器的接收电功率 P_{elec} 可表示为：

$$P_{\text{elec}} = [R_{\text{opto-elec}} P_t H(0)]^2 + \sigma_w^2 \quad (2)$$

其中， P_t 为 LED 的平均发射功率， $R_{\text{opto-elec}}$ 是光电探测器的光电转换效率， σ_w^2 是可见光通信过程中的总噪声方差。

研究表明，可见光非视距（non-line-of-sight, NLOS）传播能量主要集中在可见光的第一次反射路径上^[7]，因此，在考虑可见光第一次反射的情况下，LED 与光电探测器之间通过可见光 NLOS 传播的信道直流增益可表示为：

$$dH(0) = \frac{(m+1)A_{\text{opto-elec}}}{2\pi d_{11}^2 d_{12}^2} \rho dA_{\text{ref}} \cos^m \theta_{11} \cos \phi_{11} \times \cos \theta_{12} T(\phi_{12}) g(\phi_{12}) \cos \phi_{12}, 0 \leq \phi_{12} \leq \phi_{\text{FOV}} \quad (3)$$

其中， θ_{11} 和 θ_{12} 分别是 LED 和作为虚拟光源的反射区域相对于各自法向量的辐照角度， d_{11} 和 d_{12} 分别是 LED 与反射区域之间和反射区域与光电探测器之间的距离， ϕ_{11} 和 ϕ_{12} 分别是反射区域和光电探测器的入射角， ρ 是反射区域的反射系数， dA_{ref} 是反射区域的面积。此时，光电探测器的接收电功率 P_{elec} 可表示为：

$$P_{\text{elec}} = \left\{ R_{\text{opto-elec}} P_t [H(0) + \int_{A_{\text{ref}}} dH(0)] \right\}^2 + \sigma_w^2 \quad (4)$$

与一般的无线通信相比，室内无线通信主要由建筑物布局 and 材料等因素决定。用户终端之间的无线通信是在同一个房间内进行的，即不考虑墙壁穿透、地板穿透和楼层之间的影响。因此，选择对数距离路径损耗模型作为用户终端之间无线通信的路径损耗模型是最合适的，对数距离路径损耗（单位均为 dB）模型可表示为：

$$\text{PL}(D) = \text{PL}(D_0) + 10\zeta \lg \left(\frac{D}{D_0} \right) + X_\sigma \quad (5)$$

其中， D 表示发送端和接收端之间的距离， $\text{PL}(D_0)$ 是发送端和接收端之间距离为 D_0 时的参

考路径损耗， ζ 表示室内路径损耗系数，该系数通常是介于 2 与 3.3 之间的常数并取决于建筑物的性质， X_σ 是均值为 0、标准差为 σ 的正态随机变量。

3 多节点协作鲁棒可见光智能定位

3.1 基于多节点协作的可见光定位

假设在该四维室内协作可见光定位模型中， K 个用户终端同步进行随机移动和旋转，即 K 个用户终端在离散的 $t_i (i=1, 2, \dots, M)$ 时刻分别随机移动和旋转到状态 $\mathbf{x}_k^{(i)} (k=1, 2, \dots, K)$ ，其中，状态矢量 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 可包含用户终端的位置、速度、加速度、朝向和角速度等相关定位信息，那么在 t_i 时刻用户终端的所有通信都是在相对静止的条件下进行的。令 t_i 时刻第 k 个用户终端接收到的来自 N 个 LED 和其余 $K-1$ 个用户终端的信息集合为 $\mathbf{z}_k^{(i)}$ ， $\mathbf{z}_k^{(i)}$ 由向量 $\mathbf{z}_{kj}^{(i)} (k=1, 2, \dots, K; j=1, 2, \dots, N, N+1, \dots, N+K-1)$ 组成。将在 t_i 时刻四维室内协作可见光定位模型的整体参数向量记为：

$$\boldsymbol{\lambda}^{(i)} = \left[(\mathbf{x}_{1,K}^{(i)})^T (\mathbf{k}_{1,K}^{(i)})^T \right]^T \quad (6)$$

其中， $\mathbf{k}_k^{(i)}$ 表示在 t_i 时刻第 k 个用户终端与 N 个 LED 和其余 $K-1$ 个用户终端通信的相关参数，由向量 $\mathbf{k}_{kj}^{(i)} (k=1, 2, \dots, K; j=1, 2, \dots, N, N+1, \dots, N+K-1)$ 组成。根据对整体参数处理方式的不同，可将协作可见光定位过程分别建模为贝叶斯和非贝叶斯模型。接下来介绍采用上述两种模型的具体协作定位方法。

在贝叶斯模型中，令整体参数为随机参数，此时可利用它们的先验信息并使用统计模型（如隐马尔可夫链）描述这些随机参数的特性。具体地，接收信息 $\mathbf{z} = \mathbf{z}^{(1:M)}$ 和参数向量 $\boldsymbol{\lambda} = \boldsymbol{\lambda}^{(1:M)}$ 的概率密度函数可表示为：

$$f(\mathbf{z}, \boldsymbol{\lambda}) = \prod_{i=1}^M f(\boldsymbol{\lambda}^{(i)} | \boldsymbol{\lambda}^{(i-1)}) \cdot f(\mathbf{z}^{(i)} | \boldsymbol{\lambda}^{(i)}) \quad (7)$$

其中， $\boldsymbol{\lambda}^{(0)}$ 是空集。由于用户终端进行的所有通

信是独立的, 那么 $f(\mathbf{z}^{(i)}|\boldsymbol{\lambda}^{(i)})$ 可进一步表示为:

$$f(\mathbf{z}^{(i)}|\boldsymbol{\lambda}^{(i)}) = \prod_{k=1}^K \prod_{j=1}^{N+K-1} f(\mathbf{z}_{kj}^{(i)}|\mathbf{x}_k^{(i)}, \mathbf{x}_j^{(i)}, \mathbf{k}_{kj}^{(i)}) \quad (8)$$

其中, $\mathbf{x}_j^{(i)} (j=1, 2, \dots, N)$ 用于描述 t_i 时刻 N 个 LED 包含的状态信息, 因此该状态信息是已知的, $\mathbf{x}_j^{(i)} (j=N+1, \dots, N+K-1)$ 用于描述在 t_i 时刻除第 k 个用户终端外, 其余 $K-1$ 个用户终端包含的状态信息。

完成贝叶斯模型的建模后, 一般的定位方法是通过计算接收信息后验概率分布的均值和最值, 分别得到位置的最小均方误差估计值和最大后验估计值。当估计位置的维度较大时, 可利用基于因子图的和积算法将整体后验概率分布分解为边缘后验概率分布来简化估计过程。此外, 根据不同的协作定位情况, 可使用卡尔曼滤波法、扩展卡尔曼滤波法和无迹卡尔曼滤波法等完成位置估计。

在非贝叶斯模型中, 假设整体参数为确定性未知参数, 即不能再利用它们的先验信息, 此时, t_i 时刻的接收信息 $\mathbf{z}^{(i)}$ 可以由状态矢量 $\mathbf{x}_k^{(i)} (k=1, 2, \dots, K)$ 在连续几个时刻包含的信息表示。例如, 当接收信息 $\mathbf{z}^{(i)}$ 是加速度时, 可由用户终端位置信息的二阶差分表示。因此, 接收信息的似然函数可表示为:

$$f(\mathbf{z}; \boldsymbol{\lambda}) = \prod_{i=1}^M f(\mathbf{z}^{(i)}; \mathbf{x}^{(i-i_0:i)}, \mathbf{k}^{(i)}) \quad (9)$$

其中, i_0 的值由接收信息的类型决定, 如接收信息 $\mathbf{z}^{(i)}$ 是角速度时, i_0 的值为 1。在用户终端进行的所有通信是独立的条件下, 式 (9) 可进一步表示为:

$$f(\mathbf{z}; \boldsymbol{\lambda}) = \prod_{i=1}^M \prod_{k=1}^K \prod_{j=1}^{N+K-1} f(\mathbf{z}_{kj}^{(i)}|\mathbf{x}_k^{(i-i_0:i)}, \mathbf{x}_j^{(i-i_0:i)}, \mathbf{k}_{kj}^{(i)}) \quad (10)$$

完成非贝叶斯模型的建模后, 一般的定位方法是将似然函数转换为代价函数并计算其最优解, 如极大似然估计法和最小二乘估计法。协作

定位是非线性问题, 因此求最优解的过程复杂度较高, 且易出现代价函数非凸和局部最优解的情况。面对这些问题, 能利用半定松弛将非凸问题转化为凸优化问题的半定规划法、可以实现全局收敛的多维缩放法及能利用矩阵变换和子空间分解的广义多维缩放法等, 近几年越来越受欢迎。

基于建立的系统模型, K 个用户终端的定位过程具有一致性, 因此只取其中一个用户终端作为评估协作可见光定位性能的目标节点, 即主节点, 将其余 $K-1$ 个用户终端作为辅助的目标节点, 即协作节点。且主节点在 t_i 时刻的状态矢量 $\mathbf{x}_k^{(i)} (k=1)$ 只包含其随机移动和旋转后的四维坐标向量 $\mathbf{p}'_i = (a'_i, b'_i, c'_i)$, 在 t_i 时刻的接收信息 $\mathbf{z}_k^{(i)} (k=1)$ 包括分别与 N 个 LED 通过可见光通信和其余 $K-1$ 个协作节点通过无线通信得到的电功率。

当主节点在 t_i 时刻与 N 个 LED 通过可见光通信接收第一部分电功率时, 在图 1 所示的笛卡儿坐标系中, 根据欧拉旋转定理, 其位置的三维坐标在随机旋转后会发生变化。假设主节点在三维空间中绕 x 、 y 、 z 轴的 3 个旋转角度分别为 α 、 β 、 γ , 范围分别为 $\alpha \in [-180^\circ, 180^\circ)$ 、 $\beta \in [-90^\circ, 90^\circ)$ 和 $\gamma \in [0^\circ, 360^\circ)$ 且均遵循截断拉普拉斯分布^[29]。令主节点旋转前的坐标向量和单位向量分别为 $\mathbf{p}_i$ 和 $\mathbf{n}_i$, 按照 z 、 y 、 x 轴的顺序随机旋转后, 坐标向量 $\mathbf{p}'_i$ 和单位向量 $\mathbf{n}'_i$ 分别由 $\mathbf{p}_i \mathbf{R}_z \mathbf{R}_y \mathbf{R}_x$ 和 $\mathbf{n}_i \mathbf{R}_z \mathbf{R}_y \mathbf{R}_x$ 计算得到, 其中 $\mathbf{R}_x$ 、 $\mathbf{R}_y$ 、 $\mathbf{R}_z$ 为旋转矩阵。之后重新计算 LED 辐照角和主节点中光电探测器入射角的余弦值, 代入式 (1) 和式 (2) 后将接收电功率转化为对数形式, 并作为在 t_i 时刻仅考虑可见光 LOS 传播情况下主节点的第一部分接收信息。

通过将四面墙壁均匀地划分为足够多的小反射区域, 实现可见光的 NLOS 传播。假设将房间的四面墙壁均匀地划分为 Q 个反射区域, 那么垂直于每个反射区域的单位向量 $\mathbf{n}_q$ 和第 q 个



反射区域到第 j 个 LED 的距离向量 $\mathbf{d}_{qj}$ 均为固定值。令 t_i 时刻主节点在随机移动和旋转后到第 q 个反射区域的距离向量为 $\mathbf{d}'_{iq}$ ，根据式 (3) 中给出的可见光 NLOS 传播的直流增益，LED 辐照角和反射区域入射角的余弦值可以进一步由式 (11) 计算得到：

$$\cos' \theta_{qj} = -\frac{\mathbf{n}_j \cdot \mathbf{d}_{qj}}{\|\mathbf{d}_{qj}\|^2}, \quad \cos' \phi_{qj} = \frac{\mathbf{n}_q \cdot \mathbf{d}_{qj}}{\|\mathbf{d}_{qj}\|^2} \quad (11)$$

其中， $\mathbf{n}_j$ 是垂直于第 j 个 LED 发射平面的单位向量，由于每个 LED 固定安装在天花板上，所以 $\mathbf{n}_j=(0,0,-1)$ 保持不变。反射区域辐照角和光电探测器入射角的余弦值可以进一步由式 (12) 计算得到：

$$\cos' \theta_{iq} = -\frac{\mathbf{n}_j \cdot \mathbf{d}'_{iq}}{\|\mathbf{d}'_{iq}\|^2}, \quad \cos' \phi_{iq} = \frac{\mathbf{n}'_i \cdot \mathbf{d}'_{iq}}{\|\mathbf{d}'_{iq}\|^2} \quad (12)$$

将式 (11) 和式 (12) 代入式 (3) 和式 (4) 后，将接收电功率转化为对数形式，并作为在 t_i 时刻考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播情况下主节点的第一部分接收信息。为了使两部分接收信息具有统一性，可将式 (5) 中的对数距离路径损耗模型转换为对数形式的接收功率模型：

$$P_r(D) = P_r(D_0) - 10\zeta \lg\left(\frac{D}{D_0}\right) + X_\sigma \quad (13)$$

3.2 基于卷积-循环神经网络的可见光智能协作定位

在经典的深度学习模型中，卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 中的卷积层能共享参数并通过目标函数提取空间相关性特征，循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 中的循环层可更好地利用数据中的时间序列特征^[13]。为了充分发挥 CNN 和 RNN 模型的优势，并同时提取四维室内协作定位数据中的空间相关性特征和用户终端位移的时间序列特征，本文设计了一个混合深度学习模型 CRNN，CRNN 模型的基本结构如图 2 所示。在 CRNN 模型中，采用一个一维卷积层和两个循环层作为 3 个隐藏层，使得每一层可发挥其自身的作用和优势，并在每个隐藏层之后使用批量归一化 (batch normalization, BN) 和 Dropout 模块，下面将详细介绍基于 CRNN 的可见光智能协作定位过程。

在数据预处理阶段，对两部分接收信息直接融合后进行归一化处理，以减少数据分布差异引起的误差并提高 CRNN 模型训练的收敛速度，具体做法是将融合后的每行数据 (即 $N+K-1$ 个接收信息) 减去该行数据的最小值后，除以该行数据中最大值与最小值的差，使得预处理后每行数据压缩在 $[0,1]$ 范围内。将归一化后的数据集按照

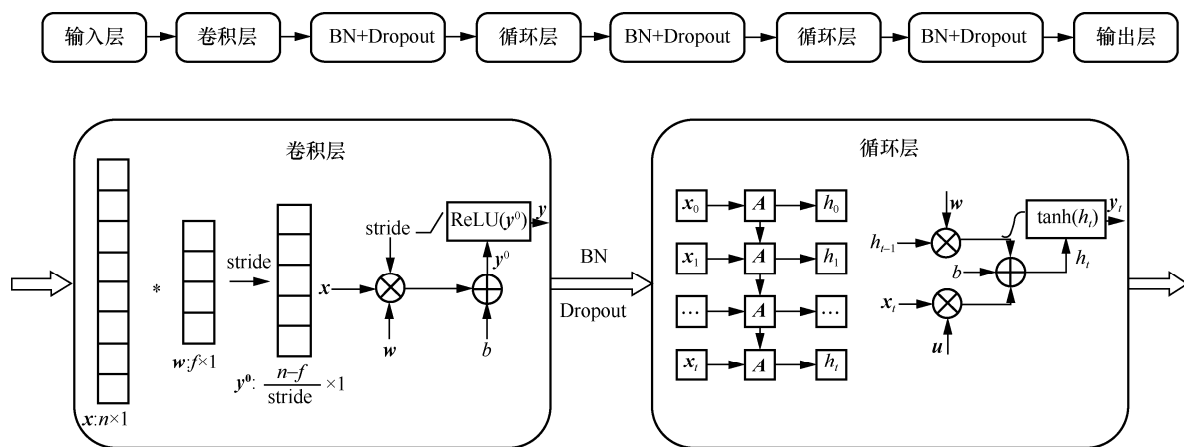


图 2 CRNN 模型的基本结构

一定比例分为训练集、验证集和测试集，配置 CRNN 模型训练过程中的迭代次数和批量数据大小等超参数并定义优化算法和损失函数。CRNN 模型训练时，输入层将训练集整理为 $n \times 1$ 的形式后将数据送入一维卷积层，在一维卷积层中使用固定步长 stride 将 $n \times 1$ 的数据与大小为 $f \times 1$ 的卷积核进行卷积，在卷积结果后添加偏置 b 并使用 ReLU 作为激活函数。在隐藏层之后对每一批数据进行 BN 处理，使 CRNN 模型在迭代时能学习适应相同的分布从而加快学习速度，通过在每次迭代时随机忽略一些神经元进行的 Dropout 处理可以有效地防止 CRNN 过拟合。在随后的第一个循环层中，通过 t 个时刻分别输入数据后，根据共享参数矩阵 A 、偏置 b 和前一时刻的状态输出 h_{t-1} 计算当前时刻的状态输出 h_t ，并使用 $\tanh$ 作为激活函数，在输出整个状态序列数据后进行 BN 和 Dropout 处理。第二个循环层在与第一个循环层执行一致的操作后，将数据送入输出层。在输出层中，由线性函数作为激活函数进行最后的处理，得到输出数据。其中迭代次数可根据模型验证集精度的变化趋势及训练时间等进行合理调整。最后，分别将验证集和测试集输入训练好的 CRNN 模型，进行 CRNN 模型的评估和四维坐标的估计。

4 多节点协作可见光定位性能分析

为了得到定位性能的界限，利用信息不等式和费希尔信息矩阵（Fisher information matrix, FIM）等推导 CRLB 是常见手段，因此，本节将通过推导四维室内协作可见光定位的 CRLB，给出多节点协作可见光定位的理论分析。根据第 3.1 节描述的参数模型，在 t_i 时刻，四维室内协作可见光定位模型的整体参数向量为 $\lambda^{(i)} = [(\mathbf{x}_{1:K}^{(i)})^T (\mathbf{k}_{1:K}^{(i)})^T]^T$ ，通过通信接收的信息为 $\mathbf{z}_{1:K}^{(i)}$ ，那么，不等式 (14) 成立：

$$E\left\{[U(\mathbf{z}_{1:K}^{(i)}) - \lambda^{(i)}][U(\mathbf{z}_{1:K}^{(i)}) - \lambda^{(i)}]^T\right\} \geq J_{\lambda^{(i)}}^{-1} \quad (14)$$

其中， $U(\mathbf{z}_{1:K}^{(i)})$ 表示根据接收信息 $\mathbf{z}_{1:K}^{(i)}$ 估计得到的目标参数， $J_{\lambda^{(i)}}$ 是关于参数 $\lambda^{(i)}$ 的 FIM， $E\{\cdot\}$ 表示均值函数。当状态矢量 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 只包括主节点的四维坐标向量，即 $\mathbf{x}_k^{(i)} = \mathbf{x}_1^{(i)} = \mathbf{p}_i' = (a_i', b_i', c_i')$ 时， $\mathbf{p}_i'$ 是待估计的目标向量， $\mathbf{k}_{1:j}^{(i)} (j=1, 2, \dots, N, N+1, \dots, N+K-1)$ 是相对冗余的参数向量，这时式 (14) 可进一步简化为：

$$E\left\{[U(\mathbf{z}_1^{(i)}) - \lambda^{(i)}][U(\mathbf{z}_1^{(i)}) - \lambda^{(i)}]^T\right\} \geq (J_{\lambda^{(i)}}^{-1})_{p_i'} \quad (15)$$

其中， $U(\mathbf{z}_1^{(i)})$ 是主节点目标向量 $\mathbf{p}_i'$ 的无偏估计函数， $(J_{\lambda^{(i)}}^{-1})_{p_i'}$ 表示 $J_{\lambda^{(i)}}^{-1}$ 中与目标向量 $\mathbf{p}_i'$ 相关的子方阵。由于 $\lambda^{(i)}$ 是高维向量，求解 $J_{\lambda^{(i)}}^{-1}$ 较为困难，因此，可引入等效费希尔信息矩阵（equivalent Fisher information matrix, EFIM）简化求解过程。假设参数 $\lambda^{(i)}$ 的 FIM 可表示为下列形式：

$$J_{\lambda^{(i)}} = \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & C \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中， $\lambda^{(i)} \in \mathbf{R}^n$ ， $\mathbf{p}_i' \in \mathbf{R}^3$ ， $A \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ ， $B \in \mathbf{R}^{3 \times (n-3)}$ ， $C \in \mathbf{R}^{(n-3) \times (n-3)}$ ， $n \geq 3$ ，那么， $\mathbf{p}_i'$ 的 EFIM 可定义为原 FIM 对 C 的舒尔补：

$$(J_{\lambda^{(i)}})_{p_i'} = J_e(\mathbf{p}_i') := A - BC^{-1}B^T \quad (17)$$

由于在四维室内协作可见光智能定位模型中，通过通信接收的信息包括来自 LED 的电功率和来自协作节点的电功率两部分内容，那么 $\mathbf{p}_i'$ 的 EFIM 可分解为来自 LED 的 EFIM（记为 $J_e^L(\mathbf{p}_i')$ ）和来自协作节点的 EFIM（记为 $J_e^C(\mathbf{p}_i')$ ），即式 (17) 可进一步表示为：

$$(J_{\lambda^{(i)}})_{p_i'} = J_e(\mathbf{p}_i') = J_e^L(\mathbf{p}_i') + J_e^C(\mathbf{p}_i') \quad (18)$$

令 t_i 时刻通过 CRNN 模型估计得到主节点的四维坐标向量为 $\hat{\mathbf{p}}_i'$ ，那么估计位置坐标 $\hat{\mathbf{p}}_i'$ 与真实位置坐标 $\mathbf{p}_i'$ 之间满足不等式 (19)：

$$E\left\{[\hat{\mathbf{p}}_i' - \mathbf{p}_i'][\hat{\mathbf{p}}_i' - \mathbf{p}_i']^T\right\} \geq (J_{\lambda^{(i)}}^{-1})_{p_i'} = J_e^{-1}(\mathbf{p}_i') = [J_e^L(\mathbf{p}_i') + J_e^C(\mathbf{p}_i')]^{-1} \quad (19)$$



5 仿真结果与讨论

本节采用 MATLAB2019、Python3.8.0 编程语言和 TensorFlow2.3.0 框架对所提方法进行仿真实验。首先介绍仿真环境设置，包括室内可见光通信模型和无线通信模型的参数设置、可见光 NLOS 传播的参数设置、数据集的生成与处理、CRNN 模型的参数设置，然后通过仿真实验验证提出的基于多节点协作的鲁棒可见光智能定位方法的优越性。

5.1 仿真环境设置

基于多节点协作的鲁棒可见光智能定位方法的仿真参数见表 1。即在 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 3\text{ m}$ 的房间天花板上只安装 4 个 LED，分别令 2、4、6 个配备有光电探测器和无线收发器的用户终端同时在房间中一个 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 1.5\text{ m}$ 的三维空间内随机移动和旋转，并将其中一个用户终端作为评估协作可见光定位性能的主节点，剩余的 1、3、5 个用户终端分别作为辅助的协作节点。根据位置和旋转角度计算得到主节点和协作节点旋转后的坐标向量和单位向量的规模为 1.0×10^6 ，即主节点和协作节点均有 1.0×10^6 个状态。在每个状态下，主节点首先与 4 个 LED 在仅考虑可见光 LOS 传播及考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播两种情况下进行可见光通信，将接收到的电功率转化为对数形式并作为大小为 4×10^6 的第一部分接收信息，其中，可见光 NLOS 传播通过将反射系数为 77% 的墙壁均匀地分为 45×4 个共 180 小反射区域实现。之后，主节点与协作节点在室内路径损耗系数为 2.5、标准偏差为 5 的正态随机损耗情况下，根据对数距离路径损耗模型计算相应的路径损耗，将其转化为接收功率形式后作为大小为 $(K-1) \times 10^6$ 的第二部分接收信息。由于两部分接收信息之间没有联系且分布存在较大差异，将直接融合形成 $(K+3) \times 10^6$ 的二维数据进行归一化处理后，与主节点对应位置和朝向的四维坐标分别作为特征数据和标签数据并集成数据集。

表 1 基于多节点协作的鲁棒可见光智能定位方法的仿真参数

参数	值
房间的尺寸 $L \times W \times H$	$5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 3\text{ m}$
LED 的半功率角 $\theta_{1/2}$	45°
LED 数量 N	4
三维空间的尺寸 $l \times w \times h$	$5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 1.5\text{ m}$
光电探测器数量 K	2, 4, 6
光电探测器的响应度 $R_{\text{opto-elec}}$	0.68
墙壁反射系数 ρ	77%
墙壁总反射区域的数量 Q	180
光电探测器的视场角 ϕ_{FOV}	60°
光电探测器的接收面积 $A_{\text{opto-elec}}$	2 cm^2
光学滤波器的增益 $T(\phi)$	1.5
光学集中器的增益 $g(\phi)$	1
主节点的状态数量	1.0×10^6
室内路径损耗系数 ζ	2.5
参考路径损耗 $\text{PL}(D_0)$	41.5 dB
标准偏差 σ	5

按照 8:1:1 的比例将数据集分为训练集、验证集和测试集^[30]，用于 CRNN 模型的训练、验证和测试。在搭建 CRNN 模型时，设置迭代次数和批量数据大小分别为 50 和 128，同样选择均方损失函数并使用更新权重的学习率为 0.001、一阶矩和二阶矩的指数衰减率分别为 0.9 和 0.999 的 Adam 优化算法。在分析仿真结果时，通过在训练好的 CRNN 模型中输入测试集进行坐标估计，采用估计位置误差的累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 直观地展示定位性能，并在各组仿真实验中随机选取一定数量状态下主节点的真实位置与估计位置进行展现，进一步随机选择其中一个状态下主节点的真实位置与估计位置及协作节点的真实位置进行展现。

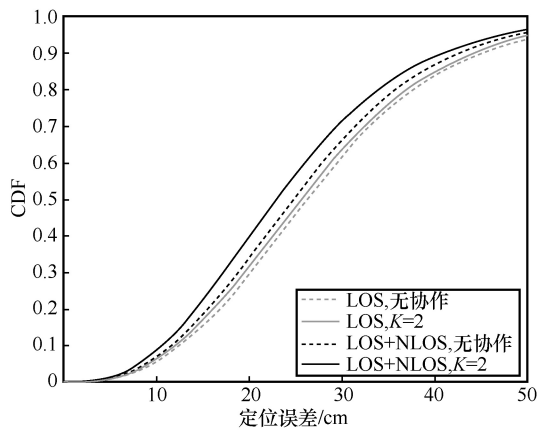
5.2 仿真结果与讨论

第一组仿真实验主要围绕两个用户终端之间有无协作展开。在仅考虑可见光 LOS 传播及考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播两种情况下，进行可见光通信分别接收第一部分信息后，主节点再与一个协作节点进行室内无线通信接收第二部分信息，对两部分接收信息处理后采用 CRNN 模型完成训练、验证和

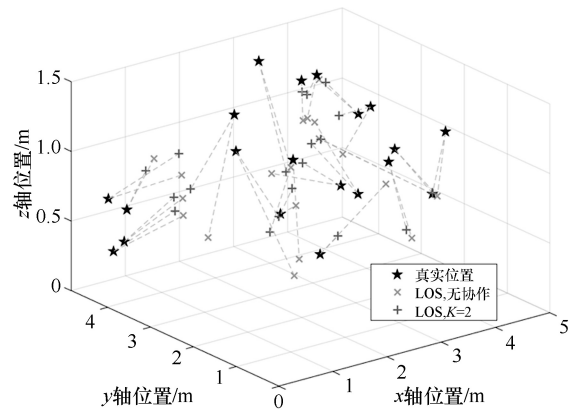
测试。采用一个协作节点辅助的三维室内可见光定位结果如图3所示。有无协作情况下主节点基于CRNN的三维定位误差的CDF如图3(a)所示,结果表明,在仅考虑可见光LOS传播条件下,有无协作在90%概率时分别能够获得约44.28 cm和45.06 cm误差的厘米级定位精度,即在一个协作节点的辅助下,定位精度能提升0.78 cm左右;在考虑可见光LOS和NLOS传播的条件下,有无协作在90%概率时分别能够获得约40.84 cm和42.42 cm误差的厘米级定位精度,即在一个协作节点的辅助下,定位精度能提升1.58 cm左右。当仅考虑可见光LOS传播时,随机选取20个状态,主节点的真实位置与估计位置如图3(b)所示,为清晰起见,只标注主节点位置,未标出协作节点的位置;当考虑可见光

LOS和NLOS传播时,随机选取20个状态,主节点的真实位置与估计位置如图3(c)所示,为清晰起见,只标注主节点位置,未标出协作节点的位置,结果表明可见光NLOS传播特性仍有利于三维室内协作可见光定位,且在一个协作节点的辅助下,主节点的定位性能均有一定的提升。在仅考虑可见光LOS传播及考虑可见光LOS和NLOS传播两种情况下,进一步随机选择图3(b)和图3(c)中的一个状态,在该状态下,主节点的真实位置与估计位置及一个协作节点的真实位置如图3(d)所示。

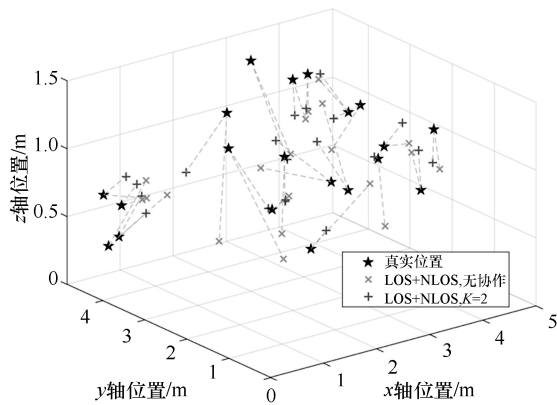
第二组仿真实验主要围绕4个用户终端之间有无协作展开。在仅考虑可见光LOS传播及考虑可见光LOS和NLOS传播两种情况下,进行可见光通信分别接收第一部分信息后,主节点再与3个协



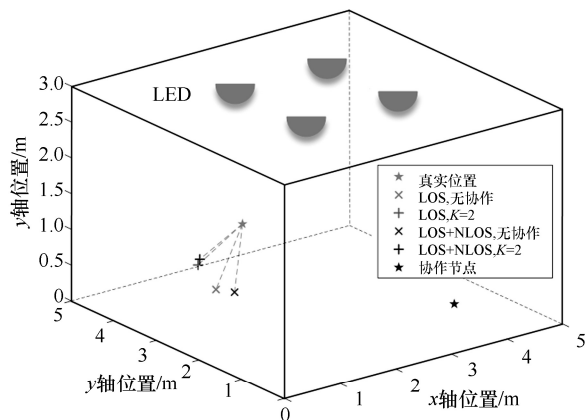
(a) 有无协作情况下主节点基于CRNN的三维定位误差的CDF



(b) 仅考虑可见光LOS传播时主节点的真实位置与估计位置



(c) 考虑可见光LOS和NLOS传播主节点的真实位置与估计位置



(d) 主节点的真实位置与估计位置及一个协作节点的真实位置

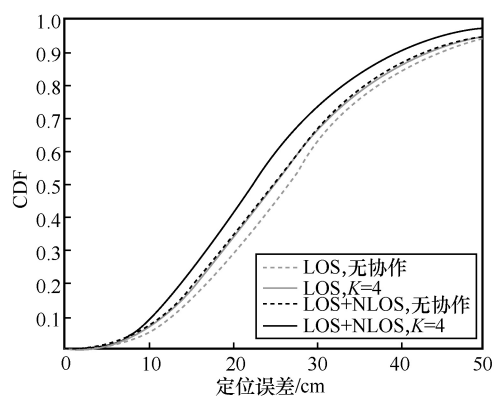
图3 采用一个协作节点辅助的三维室内可见光定位结果



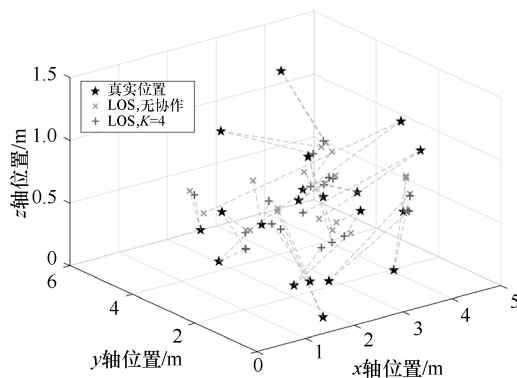
作节点进行室内无线通信接收第二部分信息,对两部分接收信息处理后采用 CRNN 模型完成训练、验证和测试。采用 3 个协作节点辅助的四维室内可见光定位结果如图 4 所示。有无协作情况下主节点基于 CRNN 的四维定位误差的 CDF 如图 4(a) 所示,结果表明,在仅考虑可见光 LOS 传播条件下,有无协作在 90% 概率时分别能够获得约 43.19 cm 和 44.47 cm 误差的厘米级定位精度,即在 3 个协作节点的辅助下,定位精度能提升 1.28 cm 左右;在考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播的条件下,有无协作在 90% 概率时分别能够获得约 39.39 cm 和 42.40 cm 误差的厘米级定位误差,即在 3 个协作节点的辅助下,定位精度能提升 3.01 cm 左右。当仅考虑可见光 LOS 传播时,随机选取 20 个状态,主节点的真实位置与估计位置如图 4(b) 所示,为清晰起见,

只标注主节点位置,未标出协作节点的位置;当考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播时,随机选取 20 个状态,主节点的真实位置与估计位置如图 4(c) 所示,为清晰起见,只标注主节点位置,未标出协作节点的位置,结果表明在 3 个协作节点的辅助下,主节点的定位性能均有一定的提升。在仅考虑可见光 LOS 传播及考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播两种情况下,进一步随机选择图 4(b) 和图 4(c) 中的一个状态,在该状态下,主节点的真实位置与估计位置及 3 个协作节点的真实位置如图 4(d) 所示。

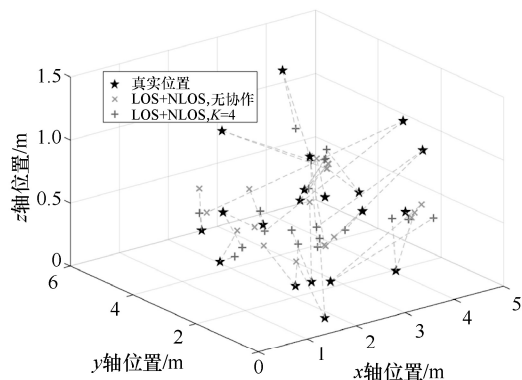
第三组仿真实验主要围绕 6 个用户终端之间有无协作展开。在仅考虑可见光 LOS 传播及考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播两种情况下,进行可见光通信分别接收第一部分信息后,主节点再与 5 个协作节点进行室内无线通信接收第二部分信息,对两



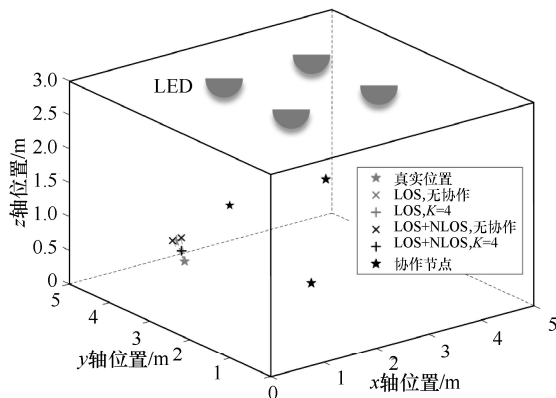
(a) 有无协作情况下主节点基于CRNN的四维定位误差的CDF



(b) 仅考虑可见光LOS传播时主节点的真实位置与估计位置



(c) 考虑可见光LOS和NLOS传播时主节点的真实位置与估计位置



(d) 主节点的真实位置与估计位置及3个协作节点的真实位置

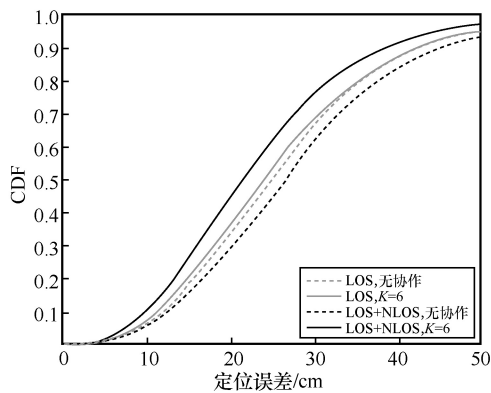
图4 采用3个协作节点辅助的四维室内可见光定位结果

部分接收信息处理后采用 CRNN 模型完成训练、验证和测试。采用 5 个协作节点辅助的室内可见光定位结果如图 5 所示有无协作情况下主节点基于 CRNN 的四维定位误差的 CDF 如图 5 (a) 所示, 结果表明, 在仅考虑可见光 LOS 传播条件下, 有无协作在 90% 概率时分别能够获得约 42.08 cm 和 44.61 cm 误差的厘米级定位精度, 即在 5 个协作节点的辅助下, 定位精度能提升 2.53 cm 左右; 在考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播的条件下, 有无协作在 90% 概率时分别能够获得约 38.27 cm 和 42.39 cm 误差的厘米级定位精度, 即在 5 个协作节点的辅助下, 定位精度能提升 4.12 cm 左右。当仅考虑可见光 LOS 传播时, 随机选取 20 个状态, 主节点的真实位置与估计位置如图 5 (b) 所示, 为清晰起见,

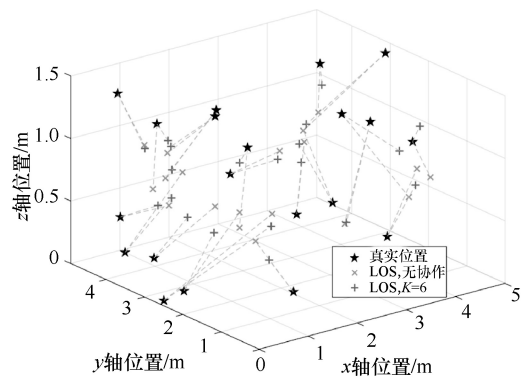
只标注主节点位置, 未标出协作节点的位置; 当考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播时, 随机选取 20 个状态, 主节点的真实位置与估计位置如图 5 (c) 所示, 为清晰起见, 只标注主节点位置, 未标出协作节点的位置, 结果表明在 5 个协作节点的辅助下, 主节点的定位性能均有一定的提升。在仅考虑可见光 LOS 传播及考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播两种情况下, 进一步随机选择图 5 (b) 和图 5 (c) 中的一个状态, 在该状态下, 主节点的真实位置与估计位置及 5 个协作节点的真实位置如图 5 (d) 所示。

6 结束语

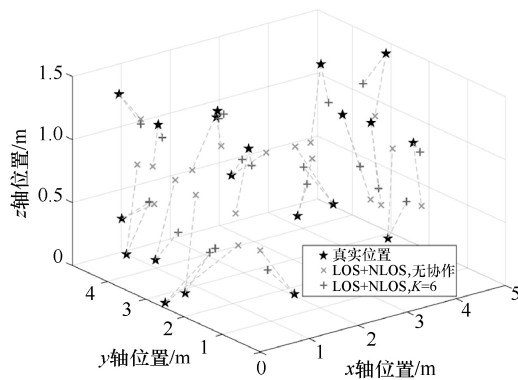
本文首先在仅考虑可见光 LOS 传播及考虑可见光 LOS 和 NLOS 传播两种情况下, 令待定位的



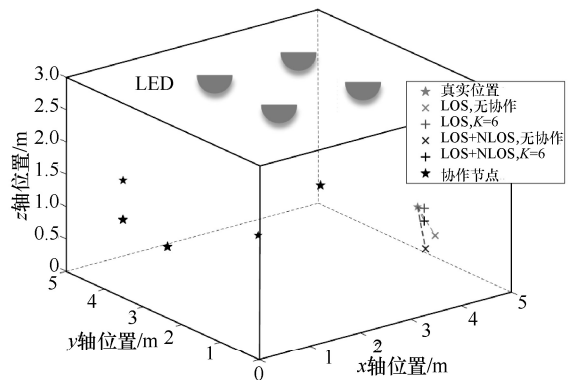
(a) 有无协作情况下主节点基于CRNN的四维定位误差的CDF



(b) 仅考虑可见光LOS传播时主节点的真实位置与估计位置



(c) 考虑可见光LOS和NLOS传播时主节点的真实位置与估计位置



(d) 主节点的真实位置与估计位置及5个协作节点的真实位置

图5 采用5个协作节点辅助的室内可见光定位结果



主节点与 LED 进行可见光通信, 获得第一部分接收信息; 之后, 令主节点与协作节点进行室内无线通信, 获得第二部分接收信息, 将两部分接收信息直接融合并处理后作为特征数据, 将主节点对应位置和朝向的四维坐标作为标签数据, 利用设计的 CRNN 模型完成训练、验证和测试, 实现四维室内协作可见光智能定位。此外, 当主节点和协作节点无法同时看到同样数量的 LED, 即当部分 LED 的 LOS 直射径被遮挡时, 所提方法依然能够利用主节点和协作节点分别接收到的 NLOS 非直射径信号来训练 CRNN 模型, 从而实现有效的协作定位。仿真结果表明, 可见光 NLOS 传播特性有利于四维室内协作可见光定位, 且当 LED 数量不足时, 通过用户终端之间的协作可有效提高定位性能, 其中, 当有 1、3、5 个协作节点辅助时主节点的定位精度逐步提升。

参考文献:

- [1] SECO-GRANADOS G, LÓPEZ-SALCEDO J, JIMÉNEZ-BAÑOS D, et al. Challenges in indoor global navigation satellite systems: unveiling its core features in signal processing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(2): 108-131.
- [2] 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.
- [3] 中国移动通信有限公司研究院. 6G 可见光通信技术白皮书 (2022) [R]. 2022.
China Mobile Research Institute. 6G visible light communication technology white paper (2022)[R]. 2022.
- [4] 迟楠. LED 可见光通信技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
CHI N. LED visible light communication technologies[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013.
- [5] PATHAK P H, FENG X T, HU P F, et al. Visible light communication, networking, and sensing: a survey, potential and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(4): 2047-2077.
- [6] LUO J H, FAN L Y, LI H S. Indoor positioning systems based on visible light communication: state of the art[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(4): 2871-2893.
- [7] ZHUANG Y, HUA L C, QI L N, et al. A survey of positioning systems using visible LED lights[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(3): 1963-1988.
- [8] WYMEERSCH H, LIEN J, WIN M Z. Cooperative localization in wireless networks[J]. Proceedings of the IEEE, 2009, 97(2): 427-450.
- [9] LI X, ZHANG R, HANZO L. Cooperative load balancing in hybrid visible light communications and WiFi[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(4): 1319-1329.
- [10] SHEN Y, WYMEERSCH H, WIN M Z. Fundamental limits of wideband localization—part II: cooperative networks[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(10): 4981-5000.
- [11] XIONG Y F, WU N, WANG H, et al. Cooperative detection-assisted localization in wireless networks in the presence of ranging outliers[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(12): 5165-5179.
- [12] YUAN W J, WU N, ETZLINGER B, et al. Cooperative joint localization and clock synchronization based on Gaussian message passing in asynchronous wireless networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(9): 7258-7273.
- [13] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. Cambridge: The MIT Press, 2016.
- [14] GRANTHAM P, KA-LIM H, THOMAS K, et al. Visible light communication for audio systems[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1999, 45(4): 1112-1112.
- [15] TANAKA Y, HARUYAMA S, NAKAGAWA M. Wireless optical transmissions with white colored LED for wireless home links[C]//Proceedings of 2000 IEEE International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway: IEEE Press, 2000: 1325-1329.
- [16] JUNG S Y, HANN S, PARK C S. TDOA-based optical wireless indoor localization using LED ceiling lamps[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2011, 57(4): 1592-1597.
- [17] YANG S H, KIM H S, SON Y H, et al. Three-dimensional visible light indoor localization using AOA and RSS with multiple optical receivers[J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(14): 2480-2485.
- [18] ŞAHİN A, EROĞLU Y S, GÜVENÇ İ, et al. Hybrid 3-D localization for visible light communication systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2015, 33(22): 4589-4599.
- [19] STEENDAM H. A 3-D positioning algorithm for AOA-based VLP with an aperture-based receiver[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(1): 23-33.
- [20] WANG T Q, SEKERCIOĞLU Y A, NEILD A, et al. Position accuracy of time-of-arrival based ranging using visible light with application in indoor localization systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2013, 31(20): 3302-3308.

- [21] ZHANG X L, DUAN J Y, FU Y G, et al. Theoretical accuracy analysis of indoor visible light communication positioning system based on received signal strength indicator[J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(21): 4180-4186.
- [22] SUN X Q, ZOU Y G, DUAN J Y, et al. The positioning accuracy analysis of AOA-based indoor visible light communication system[C]//Proceedings of 2015 International Conference on Optoelectronics and Microelectronics (ICOM). Piscataway: IEEE Press, 2016: 186-190.
- [23] GONENDIK E, GEZICI S. Fundamental limits on RSS based range estimation in visible light positioning systems[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(12): 2138-2141.
- [24] LEE Y U, KAVEHRAD M. Two hybrid positioning system design techniques with lighting LEDs and ad-hoc wireless network[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2012, 58(4): 1176-1184.
- [25] BOTSINIS P, ALANIS D, FENG S M, et al. Quantum-assisted indoor localization for uplink mm-wave and downlink visible light communication systems[J]. IEEE Access, 2017(5): 23327-23351.
- [26] YANG F, GAO J N, LIU Y P. Indoor visible light positioning system based on cooperative localization[J]. Optical Engineering, 2019, 58(1): 016108.
- [27] KESKIN M F, ERDEM O, GEZICI S. Cooperative localization in hybrid infrared/visible light networks: theoretical limits and distributed algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal and Information Processing Over Networks, 2019, 5(1): 181-197.
- [28] YAN Z H, GUAN W P, WEN S S, et al. Multirobot cooperative localization based on visible light positioning and odometer[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-8.
- [29] SOLTANI M D, KAZEMI H, SAFARI M, et al. Handover modeling for indoor Li-fi cellular networks: the effects of receiver mobility and rotation[C]//Proceedings of 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.

[30] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.

ZHOU Z H. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.

[作者简介]



刘思聪(1989—), 男, 厦门大学信息学院副教授, 东南大学移动通信国家重点实验室副教授, 主要研究方向为可见光通信与感知、通感融合、压缩感知、无线 AI 等。



苏丹萍(1998—), 女, 厦门大学信息学院硕士生, 主要研究方向为可见光定位和可见光通信。



卫天阔(2000—), 男, 厦门大学信息学院硕士生, 主要研究方向为压缩感知和可见光通信。



王先耀(1998—), 男, 厦门大学信息学院硕士生, 主要研究方向为压缩感知和可见光定位。