

基于卷积神经网络视觉成像可见光室内位置感知模型与光源布局

李帅, 张峰, 孟祥艳, 刘叶楠, 张欣

(西安工业大学 电子信息工程学院, 西安 710032)

摘要: 针对基于接收信号强度(RSS)的可见光室内位置感知系统部署复杂、稳健性差、定位精度低的问题, 提出一种基于卷积神经网络(CNN)视觉成像的可见光室内位置感知模型, 并研究了光源布局方式。首先, 基于环境光和普通发光二极管光源进行了可见光视觉成像位置感知模型的设计和搭建; 然后, 通过 CNN 预训练模型提取图像深度特征; 在此基础上通过研究不同光源布局模型中定位精度与光源数量、光源间距之间的关系, 优化基于 CNN 视觉成像的室内位置感知模型的定位精度模型。实验结果表明: 与基于 RSS 的室内位置感知模型相比, 当定位误差分别小于 2.1 cm 和 3.9 cm 时, 所提模型的置信概率分别提高了 10% 和 6.7%; 同时, 与矩形布局方式和三角布局方式相比, 十字布局方式的定位精度分别提高了 9.5% 和 16%。

关键词: 可见光室内位置感知; 视觉成像; 光源布局; 神经网络

中图分类号: TN929.1 文献标志码: A 文章编号: 1002-5561(2024)02-0042-06

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2024.02.008

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Visible light indoor positioning perception model and light source layout based on convolutional neural network visual imaging

LI Shuai, ZHANG Feng, MENG Xiangyan, LIU Yenan, ZHANG Xin

(School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710032, China)

Abstract: Aiming at the the problem of complex deployment, poor robustness, and low positioning accuracy in visible light indoor positioning systems based on received signal strength (RSS), a visible light indoor positioning perception model based on convolutional neural network(CNN) visual imaging is proposed, and the layout method of light sources is studied. Firstly, a visible light visual imaging positioning perception model is designed and built based on ambient light and ordinary light-emitting diode(LED) light sources. Then, the deep features of the image are extracted through the pre-trained CNN model. Based on this, the positioning accuracy model of the indoor positioning perception model based on CNN visual imaging is optimized by studying the relationship between positioning accuracy and the number of light sources, as well as the spacing between light sources in different light source layout models. The experimental results show that compared with the indoor positioning perception model based on RSS, when the positioning errors are less than 2.1 cm and 3.9 cm respectively, the confidence probabilities of the proposed model are increased by 10% and 6.7% respectively. At the same time, compared with the rectangular layout method and the triangular layout method, the positioning accuracy of the cross layout method is improved by 9.5% and 16% respectively.

Key words: visible light indoor positioning perception, visual imaging, light source layout, neural network

收稿日期: 2023-03-23。

基金项目: 陕西省科技厅一般项目-工业领域(No.2022GY-072)资助; 西安工业大学优秀学位论文培育基金(YS202210)资助。

作者简介: 李帅(1997—), 男, 硕士研究生, 现就读于西安工业大学电子信息工程学院电子信息专业, 主要研究方向为可见光通信与感知一体化技术, 曾获“北斗杯”全国青少年科技创新大赛省级二等奖, 参与了基于 BDS/INS 的运动物体高精度组合定位关键技术研究项目。



0 引言

可见光定位(VLP)技术因其低成本、高精度定位和无噪声干扰等优点而受到关注^[1-2]。VLP 技术主要可以分为 2 类: 一类是依赖于接收信号强度(RSS)的 VLP 技术, 另一类则是基于图像传感器的 VLP 技术。这 2 类技术分别通过对光信号和光图像进行相应的处理来实现定位。随着图像处理和深度学习技术的快速发展, 可见光室内位置感知模型获得了新的发展方向。文献[3]提出了一种非调制的 VLP 方法, 该方法通

过利用光学原理采集单张照片来构建指纹库,指纹库可以重复使用。然而,这种方法的局限性在于定位过程需要朝光源拍摄。文献[4]使用图像传感器和加速传感器接收并处理光源信息,首先利用这些信息实现粗定位,然后结合二维(2D)图像坐标进行精确定位。这种方法在 5 m×5 m×3 m 的室内环境中的定位误差(若无特别说明,均指平均定位误差)不超过 2 cm,但其实用性受限,因为接收端的倾斜角度会影响其效果,需要频繁调整内置传感器的角度以适应不同环境。文献[5]详细分析了在 2 个光源场景下的定位精度,但由于存在对称点的问题,所以 2 个光源的位置必须被限制在墙角处。文献[6]介绍了一种使用光照度补偿技术对发光二极管(LED)布局进行优化的方法,并研究出了一种由 5 个 LED 阵列组成的布局方式。该模型可以降低系统功耗并提高光照度的均匀性。然而,这种布局的光源阵列具有对称分布的特性,因此仅适用于常见的办公照明环境。

鉴于此,本文提出一种基于卷积神经网络(CNN)视觉成像的可见光室内位置感知模型,研究不同光源布局对模型定位精度的影响。

1 位置感知模型

1.1 系统总体模型

受人类视觉空间认知能力的启发,本文提出了一种基于 CNN 视觉成像的可见光室内位置感知模型,如

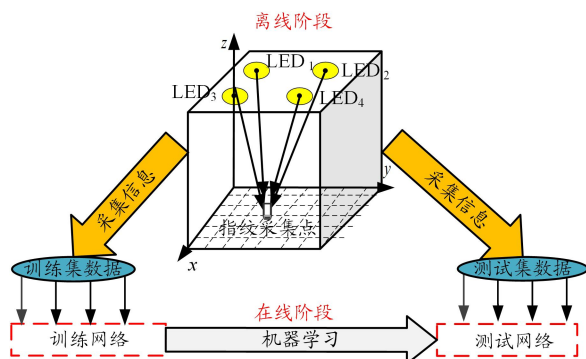
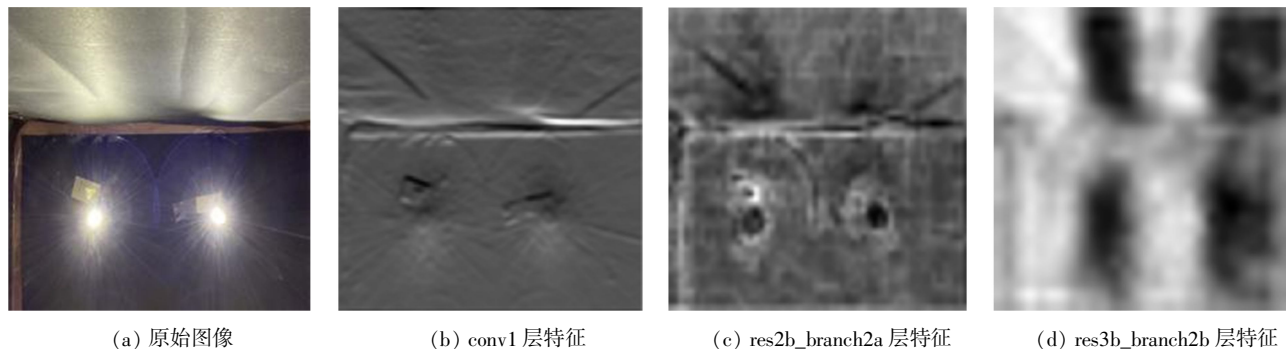


图1 可见光室内位置感知模型



(a) 原始图像

(b) conv1 层特征

(c) res2b_branch2a 层特征

(d) res3b_branch2b 层特征

图1所示。在可见光室内位置感知模型的总体架构中,基于视觉成像的感知系统主要由离线阶段和在线阶段 2 个部分组成。在离线阶段,本文将待定位的区域细分为等间距的网格,并使用图像传感器收集每个网格点对应的位置信息。接着,对采集到的位置信息进行双线性插值预处理,并通过 CNN 提取图像的深度特征。这些深度特征实质上就是图像数据化后的位置信息,这些深度特征被输入到训练网络中进行训练。而在线阶段则主要负责训练网络和采集测试网络所需的数据,预测并输出具体的位置坐标。

1.2 深度特征提取

本文利用 CNN 预训练模型提取图像的深度特征。Resnet50 残差网络的工作原理是采用深度 CNN (DCNN) 并添加快捷方式连接,这些连接允许网络根据需要跳过任意数量的卷积层,从而解决了 CNN 在收敛时的退化问题^[7]。由于预先训练的深度学习模型是稳定的,可作为强大的特征提取器,因此本文应用预先在 Resnet50 上训练的 DCNN 提取特征来表示图像,不需要为特定场景训练唯一的模型。Resnet50 主要由输入层、1 个初始的卷积层、1 个最大池化层、多个(通常是 4 个或更多)卷积残差模块、1 个平均池化层和全连接层(用于分类任务时的软最大输出)构成。在 DCNN 中,更深层次意味着能够捕获和表示更高层次的语义信息。卷积层(配合 ReLU 激活函数和最大池化操作)用于从输入图像中提取特征,这些特征对缩放和平移具有鲁棒性,可以将图像特征聚集成固定长度且紧凑的特征向量。Resnet50 不同层次的可视化特征图如图2所示。可以看出,随着 CNN 层数的加深,CNN 能提取到的特征越抽象,提取的深层特征就可以更好地表示图像,从而达到良好的定位效果。

1.3 基于 CNN 的位置估计

本文使用 Resnet50 残差网络作为特征提取模型,该模型通过平均池化层将最后一个卷积层输出的特征图转化为一个 2 048 维的特征向量。这个特征向量

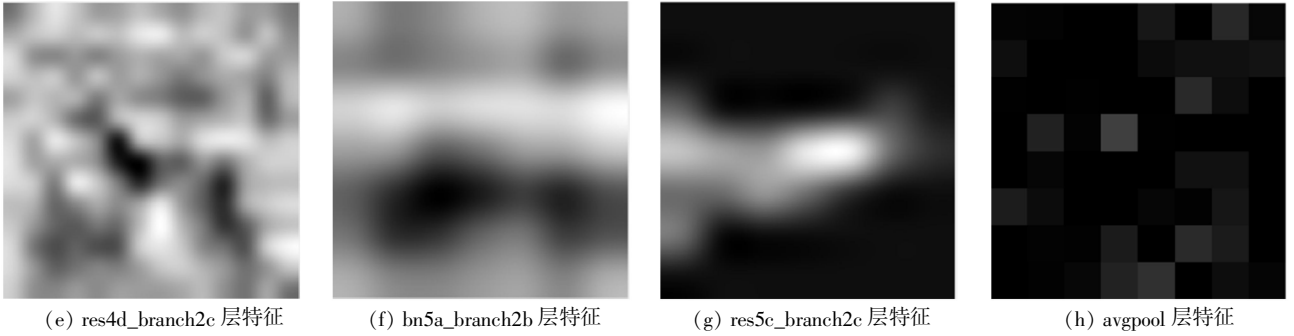


图2 Resnet50 不同层次的可视化特征图

被用作指纹,并建立相应的指纹库。随后,将这些指纹输入到基于径向基函数(RBF)的CNN进行训练,从而预测待测目标的位置^[8]。

在建立数据库时,假设样本总数为 Q 。其中,第 n 个位置对应的指纹数据为

$$F_n = (x_n, y_n, z_n, D_1, D_2, \dots, D_n) \quad (1)$$

其中, (x_n, y_n, z_n) 为数据集中的第 n 个指纹点的真实坐标, D_n 为该点所对应图像的深度特征。本文从这些数据中选取 L 个样本构成测试集, K 个样本作为训练集, $L+K=Q$ 。在CNN的训练阶段,对数据进行处理,使得每个训练样本包含 m 个深度特征。基于这些处理后的数据,CNN的训练集矩阵 X^T 可表示为

$$X^T = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_k \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & \dots & D_{1m} \\ D_{21} & D_{22} & \dots & D_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ D_{k1} & D_{k2} & \dots & D_{km} \end{bmatrix}_{k \times m}^T \quad (2)$$

其中, $X_d = (D_{d1}, D_{d2}, \dots, D_{dm})$ 表示训练集位置 d 处的深度特征, $1 \leq d \leq k$ 。再将 L 个测试集的指纹信息输入训练好的CNN中,此时CNN测试数据集输入矩阵可表示为

$$\overline{X}^T = \begin{bmatrix} \overline{X}_1 \\ \overline{X}_2 \\ \vdots \\ \overline{X}_L \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & \dots & D_{1m} \\ D_{21} & D_{22} & \dots & D_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ D_{L1} & D_{L2} & \dots & D_{Lm} \end{bmatrix}_{L \times m}^T \quad (3)$$

其中, $(\overline{X}_q) = (D_{q1}, D_{q2}, \dots, D_{qm})$ 表示测试集中第 q 个参考指纹点所对应的深度特征, $1 \leq q \leq L$ 。由此可以得出CNN的输出矩阵为

$$\overline{Y}^T = \begin{bmatrix} \overline{Y}_1 \\ \overline{Y}_2 \\ \vdots \\ \overline{Y}_L \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \overline{x}_1 & \overline{y}_1 & \dots & \overline{z}_1 \\ \overline{x}_2 & \overline{y}_2 & \dots & \overline{z}_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \overline{x}_L & \overline{y}_L & \dots & \overline{z}_L \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

其中, $(\overline{Y}_q) = (\overline{x}_q, \overline{y}_q, \overline{z}_q)$ 为测试集中第 q 个参考指纹点的预测坐标。

2 VLP 光源布局方案研究

2.1 光源系统布局方式

在一个完善的VLP系统中,照明是VLP系统的基础功能,缺乏充足照明则无法进行定位。如果过度增加光源数量不仅会造成能源浪费,而且与VLP系统的环保理念相悖。在照明方面,为了保障环境舒适度和眼睛健康,接收面的照度通常应控制在 $300 \sim 750 \text{ lx}$ 之间。根据经典的光源模型理论,在一个 $4 \text{ m} \times 4 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ 的房间模型内,若每 6.252 m 布局一个光源,则光源数量不宜超过5个。因此,本文仅探讨5个以下的光源布局方式。常用的光源布局方式主要包括三角布局方式、矩形布局方式、十字布局方式,具体如图3所示。在相同的室内环境中,不同的布局方式在光源数量、布局样式、光源间距等方面都存在差异^[9-10]。

2.2 光源布局方式定位性能分析

为了定量研究不同光源布局对定位精度的影响,本文在一个 $80 \text{ cm} \times 80 \text{ cm} \times 80 \text{ cm}$ 的相对封闭的空间内进行实验,该空间旨在模拟室内环境。实验中,首先固定发射平面,然后在接收平面上精心选择了289个固定的采样点。接着,从总数据集中抽取了30%的数据形成测试集,用以评估不同光源布局方式的定位准确性。本文采用实际位置和预测位置之间的欧式距离来衡量定位精度,同时测试了不同的光源数目对定位精度的影响。对于不同的光源布局,在保证发射平面高度一致的情况下,选择光源间距为 50 cm 的3种常用光源布局方式进行实验测试。具体的实验结果如表1所示。可以看出,在光源间距一定的情况下,十字布局方式的光源数量最多且分布均匀,因此其效果最好,与三角布局和矩形布局方式相比具有明显优势。因此,采用十字布局方式时,CNN能够提取到的光源图

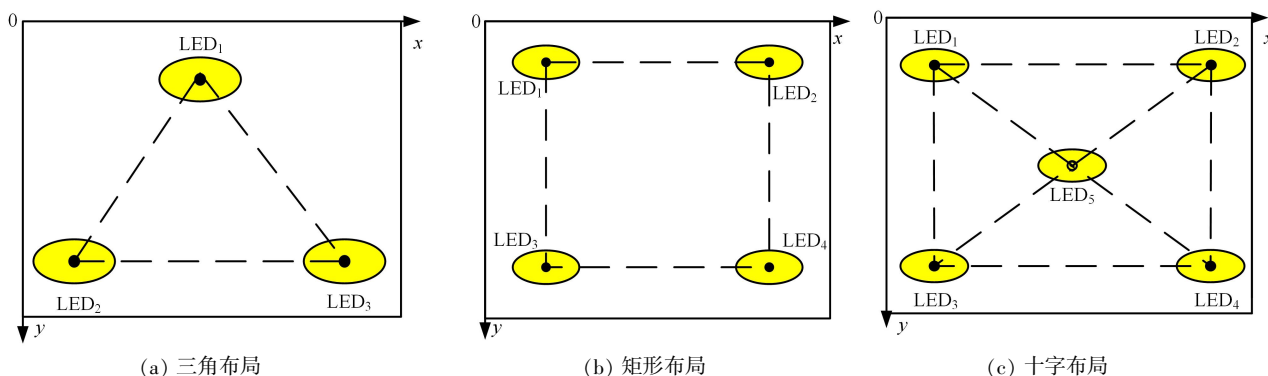


图3 常用光源布局方式

表1 光源数量误差分析

布局方式	光源坐标	定位误差/cm
三角布局	(0.4 m, 0.15 m), (0.15 m, 0.58 m), (0.65 m, 0.58 m)	5.17
矩形布局	(0.15 m, 0.15 m), (0.65 m, 0.15 m), (0.15 m, 0.65 m), (0.65 m, 0.65 m)	5.06
十字布局	(0.15 m, 0.15 m), (0.65 m, 0.15 m), (0.15 m, 0.65 m), (0.65 m, 0.65 m), (0.4 m, 0.4 m)	4.98

像深度特征就越多,系统模型的定位效果也最好。

在保证发射平面高度固定的情况下,光源之间的间距是重要的可变参数。为了得到最佳的布局模型,本文通过改变不同光源之间的间距来进一步研究不同间距对定位效果的影响,得到不同光源布局方式的平均误差如图4所示。可以看出,随着光源间距的增大,不同光源布局方式的定位误差呈现先减小后增大的趋势。从总体上看,十字布局方式的定位精度最高,优于矩形布局;而矩形布局方式的定位精度又高于三角布局。

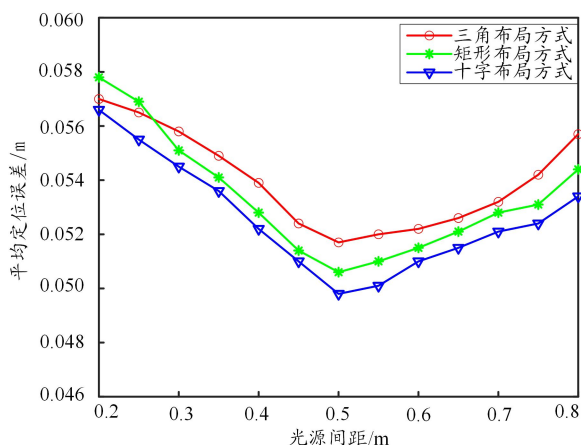


图4 光源间距与定位误差之间的关系

3 定位实验与数据分析

3.1 实验环境及参数设置

本文在实验平台中通过对坐标板进行升降,分别选取 $h=0, 0.15, 0.3$ m 时接收平面采集图像信息,以验证上述布局方案的实际效果。在接收平面上,以 5 cm 为间隔划分采样点,即空间分辨率为 5 cm×5 cm。在每个采样点,使用图像传感器对该点进行拍照或扫描,以获取图像信息。接下来,对采集的图像进行预处理和深度特征提取,构建离散指纹库。整个实验过程中,一共采集了 867 组数据。最后,将这些数据输入 CNN,建立基于位置的回归模型。实验环境参数如表2所示。

表2 实验环境参数

名称	参数
实验场地长/m、宽/m、高/m	0.8、0.8、0.8
光源间距/m	0.5
位置采样间隔长/m、宽/m	0.05、0.05
指纹采集数	867
相机像素/pixel	1.2×10^7
LED 功率/W	5

3.2 位置感知模型性能分析

本文将所提模型与基于 RSS 的可见光室内位置感知模型进行性能对比验证,随机选取数据库中数据进行测试。为了保证实验的公平性,2 组模型选择相同的测试集并保证测试环境一致,本文所提模型采用矩形布局方式。实验结果如图5所示。可以看出,与 RSS 室内位置感知模型相比,本文所提模型定位效果的置信概率显著提高。具体而言,在定位误差小于 2.1 cm 的情况下,置信概率提高了 10%;而在定位误差小于 3.9 cm 的情况下,置信概率提高了 6.7%。

3.3 光源布局实验结果分析

本文将采集图像的特征信息作为 CNN 的输入,将

李帅,张峰,孟祥艳,等: 基于卷积神经网络视觉成像可见光室内位置感知模型与光源布局

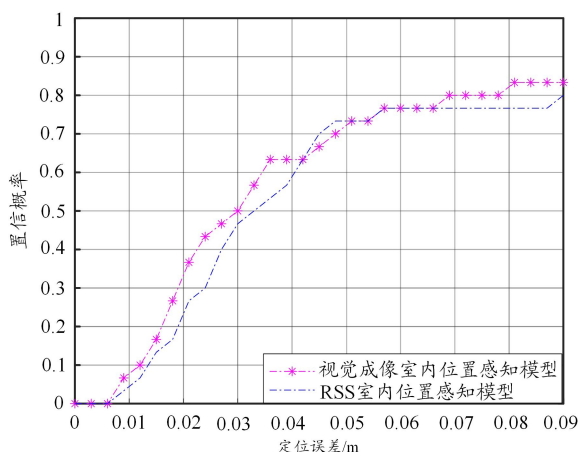


图 5 2 组位置感知模型的性能对比曲线

采集点的三维坐标作为网络的输出。首先,使用训练数据对 CNN 进行训练;然后,使用测试数据得到预测的三维坐标,验证网络的性能。最后,比较了 3 种不同布局模型的定位精度。

采用十字布局方式、矩形布局方式、三角布局方式的定位误差分布分别如图 6、图 7、图 8 所示,而 3 种布局方式的最小误差、最大误差和平均误差的具体数据则如表 3 所示。

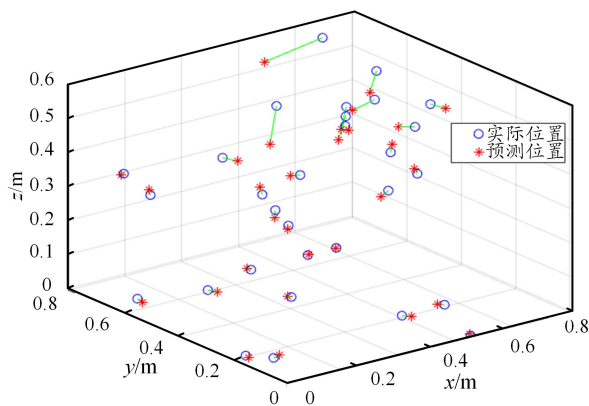


图 6 十字布局方式定位误差分布图

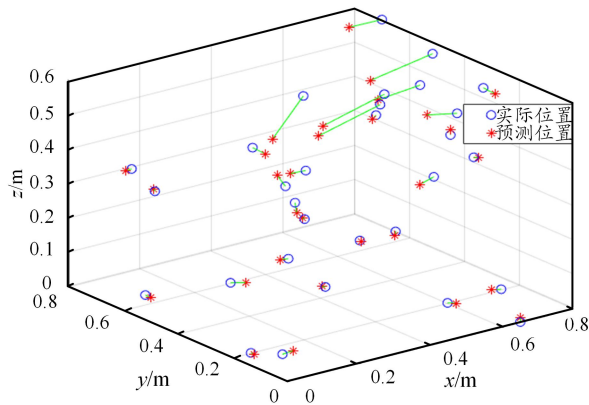


图 7 矩形布局方式定位误差分布图

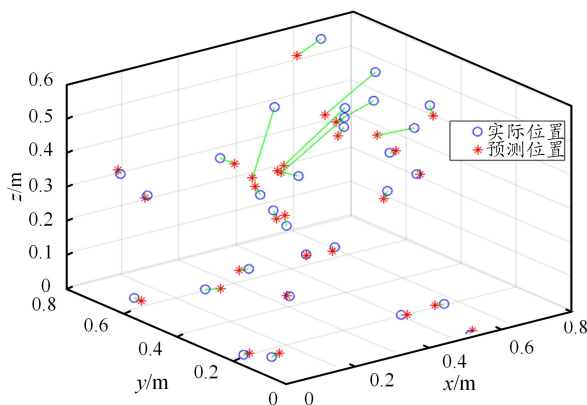


图 8 三角布局方式定位误差分布图

表 3 3 种布局方式的定位误差比较

定位 布局方式	最小 定位误差/	最大 定位误差/	平均 定位误差/cm
三角布局	0.59	18.2	6.11
矩形布局	0.7	15.4	5.67
十字布局	0.74	11.3	5.13

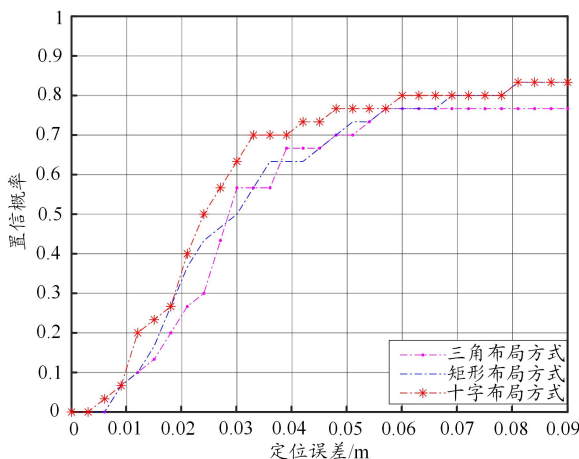


图 9 不同布局误差累积分布

从图 6~图 8 可以看出,相对于中心区域,边缘区域的真实坐标与预测坐标误差较大。这是由于边缘区域采集的图像特征较少,而中心区域采集的图像特征更为丰富^[11]。

从表 3 可知,十字布局方式相较于矩形布局方式、三角布局方式的定位精度分别提高了 9.5%、16%。

根据图 6~图 8 绘制定位误差置信概率分布图,如图 9 所示。可以看出,相较于三角和矩形布局方式,十字布局方式的定位置信概率有了明显提升。其中,与矩形布局方式相比,十字布局方式在定位误差小于 3、5.1、6 cm 时的置信概率分别提高了 13.3%、3%、3.3%。

4 结束语

本文通过 CNN 预训练模型提取图像深度特征, 提出了基于 CNN 视觉成像的可见光室内位置感知模型, 改善了 RSS 可见光位置感知部署复杂、稳健性较差、定位精度较低的问题。在此基础上, 通过研究并选择合理的光源布局方式进一步提高了模型的定位性能。理论分析和实验结果表明:

1) 相对于 RSS 可见光室内位置感知模型, 本文所提模型的定位精度提高明显。以置信概率为标准, 当定位误差小于 2.1 cm 时, 置信概率提高了 10%; 当定位误差小于 3.9 cm 时, 置信概率提高了 6.7%。

2) 选择十字布局方式, 可以有效提高位置感知模型对室内环境的适应性, 并提高其定位精度和稳定性。相较于矩形布局方式, 十字布局方式的定位误差小于 3、5.1、6 cm 时的置信概率分别提高了 13.3%、3% 和 3.3%。

参考文献:

- [1] 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(7): 145-154.
- [2] TORRES J C, MONTES A, MENDOZA S L, et al. A low-cost visible light positioning system for indoor positioning [J]. Sensors, 2020, 20(18): 5145-1-5145-14.
- [3] SHI C, NIU X, LI T, et al. Exploring fast fingerprint construction algorithm for unmodulated visible light indoor localization[J]. Sensors, 2020, 20(24): 7245-1-7245-17.
- [4] CHE P, FENG L F. Research on two-point light source positioning technology based on indoor visible light [J]. Optical Technology, 2018, 44(3): 257-262.
- [5] MOUSA F I K, LE-MINH H, GHASSEMLOOY Z, et al. Indoor localization system utilizing two visible light emitting diodes [J]. Optical Engineering, 2016, 55(11): 116114-116114.
- [6] 赵黎, 彭恺. 基于白光发光二极管的室内 VLC 光源布局优化[J]. 光学学报, 2017, 37(7): 49-57.
- [7] THECKEDATH D, SEDAMKAR R R. Detecting affect states using VGG16, ResNet50 and SE-ResNet50 networks [J]. SN Computer Science, 2020, 1: 1-7.
- [8] 贾兰芳, 周小芳, 吕丽君. 基于光信号强度检测法的 VLC 定位方法研究[J]. 激光杂志, 2021, 42(5): 97-101.
- [9] 关帅棠. 室内可见光定位系统光源布局特性与实现机制研究 [D]. 北京邮电大学, 2021.
- [10] 陈述, 凌六一, 黄家伟, 等. 室内可见光通信 LED 光源布局及优化[J]. 光通信技术, 2018, 42(10): 56-59.
- [11] ZHANG M, LI F, GUAN W, et al. A three-dimensional indoor positioning technique based on visible light communication using chaotic particle swarm optimization algorithm[J]. Optik, 2018, 165: 54-73.