

室内可见光定位智能优化方法研究进展

郑杰¹, 刘旋^{1,2*}, 陈静¹

(1.扬州大学 信息工程学院(人工智能学院), 江苏 扬州 225127; 2.东南大学 计算机科学与工程学院, 南京 211189)

摘要:室内可见光定位(VIP)是室内定位领域的研究热点,近年来越来越多采用人工智能的方法来优化和提升VIP的定位精度与效率。为了展示VIP智能优化方法的最新研究进展,首先归纳了VIP的相关概念与适用场景,并详细介绍了电磁严苛、热点高容量和无线信号传播受阻3种场景下的VIP应用,并传统室内定位(IP)的可适性进行对比,对VIP定位方法进行分类;详细梳理了近年来提出的VIP智能优化方法,最后归纳了该领域的共性问题与挑战。

关键词:可见光通信;室内定位;优化方法;人工智能;机器学习

中图分类号:TP393 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-5561(2024)02-0048-08

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2024.02.009

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Research progress of intelligent optimization methods for indoor visible light positioning

ZHENG Jie¹, LIU Xuan^{1,2*}, CHEN Jing¹

(1. College of Information Engineering(College of Artificial Intelligence), Yangzhou University, Yangzhou Jiangsu 225127, China;

2. School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract: Indoor visible light positioning (VIP) is a research hotspot in the field of indoor positioning. In recent years, more and more artificial intelligence methods are used to optimize and improve the positioning accuracy and efficiency of VIP. In order to show the latest research progress of VIP intelligent optimization methods, the relevant concepts and application scenarios of VIP are first summarized, and VIP applications under three scenarios of severe electromagnetic, high capacity of hot spots and blocked wireless signal transmission are introduced in detail. The adaptability of VIP positioning methods is compared with that of traditional indoor positioning (IP). In this paper, the VIP intelligent optimization methods proposed in recent years are reviewed in detail. Finally, the general problems and challenges in this field are summarized.

Key words: visible light communication, indoor positioning, optimized method, artificial intelligence, machine learning

0 引言

频谱资源受限的无线电技术在一定程度上制约了室内定位(IP)技术的发展。近年来,学界逐渐将关注点转向可见光领域,试图通过可见光通信(VLC)技术

收稿日期:2023-05-02。

基金项目:江苏省“双创博士”项目(批准号:JSSCBS20211035)资助;江苏省博士后基金项目(批准号:2021K402C)资助;江苏省大学生创新创业训练计划项目(202211117119Y)资助。

作者简介:郑杰(2002—),男,江苏盐城人,扬州大学信息工程学院(人工智能学院)计算机科学与技术专业本科生,主要研究方向为智慧发布系统、可见光室内定位等,主持江苏省大学生创新创业训练计划项目1项。

***通信作者:**刘旋(1985—),男,博士,山东济宁人,扬州大学信息工程学院(人工智能学院)讲师、硕士生导师,主要研究方向为网络体系结构。



为IP领域提供新方法和思路,以寻求更高的定位精度。随着人工智能方法在信息通信领域的广泛应用,人们提出了许多关于室内可见光定位(VLP)的智能优化方法。但是,国内外的文献仅对基于机器学习的VLP优化方法进行了分析和对比^[1],其研究范围具有一定的局限性。

本文首先凝练VLP的实际适用场景,并从可适性的角度将传统IP与VLP进行对比,然后对VLP方法进行分类,同时详细梳理、对比分析近年来提出的VLP智能优化方法,最后对室内VLP的共性问题和挑战进行归纳。

1 VLP 适用场景

得益于VLC技术的特性,VLP利用可见光作为信

息传输媒介,易于与当前日常照明设备相融合,实现低成本、对人体健康影响弱、通信速率较高的室内定位。经归纳分析,VLP适用3种场景主要包括电磁严苛、热点高容量、无线信号传播受阻,如图1所示。

1.1 电磁严苛场景

电磁严苛场景是指对电磁辐射具有严格限制的场景,如医院、机场、工厂等^[2],电磁辐射会对这些场景中部分仪器产生干扰,长期使用不利于人体健康。将VLP应用到电磁敏感区域场景中,不仅对人体健康影响较小,而且还可以与智能移动设备相结合,实时跟踪定位对象,实现精准的室内导航功能,弥补了当前其它定位技术在电磁严苛场景中的痛点。例如,文献[2]深入研究了使用智能手机的照相机作为接收器的VLP系统的滚动快门机制,有助于优化建立在医院现有发光二极管(LED)照明基础设施中的VLP系统设计。文献[3]提出了一种基于Xgboost的VLP系统,该系统可以应用在智能工厂或者智能车间中,其接收器被安装在智能车间中的智能手推车上,定位精度可达4.99 cm。

1.2 热点高容量场景

热点高容量场景主要是指商场、博物馆、体育场等人流量较大的场景。这类场景中人员密集,在多用户共享无线频谱资源的情况下,无线数据通信质量会显著下降,进而导致定位误差较大。而VLC接入点密度高,与用户间的距离更近,并且能够和无线射频技术协同通信^[4],进一步提高了多用户的IP精度。例如,飞利浦公司^[5]在2017年研发了一款VLP应用程序——Store Guide,能够帮助顾客在室内区域中快速确定商品位置并提供相关引导服务。文献[6]提出一种应用于博物馆

的基于无线电光互联网基础设施的IP系统,使用VLC技术为参观者提供高精度定位、多种形式的交互服务以及移动设备上的高分辨率多媒体传输,系统的平均定位误差仅为0.18 m。

1.3 无线信号传播受阻场景

在矿井、隧道、地下停车场等射频信号较差的封闭场景中,传统IP技术难以对定位目标进行精准定位,甚至导致定位失败。若在室内日常照明的基础设施中部署VLC网络,能够实现对室内人员及物体的高精度定位。例如,文献[7]提出了一种可靠的可见光井下定位系统,采用矿工头灯作为发射器,矿井隧道顶部的光电二极管作为接收器,根据光电二极管组成的基站确定所有矿工的位置。文献[8]将VLP技术应用到室内停车场中,实现了高精度的导航和定位功能,方便用户及时找到空闲车位,提高了停车位的使用率。

针对上述3种不同适用场景,本文从可适性的角度对传统IP与VLP进行对比,具体区别和特性如表1所示。

2 VLP基础定位方法分类

针对传统IP存在的问题,研究人员对其加以改进,将VLC与传统IP结合,提出了一系列VLP方法^[9],主要分为接近法、三边定位法、指纹定位法、混合定位法4种类型。

接近法是一种较为简单的IP方法,利用LED作为服务接入点,当定位对象进入某个LED的辐射范围后即可获取该LED的ID及其相关位置信息,从而

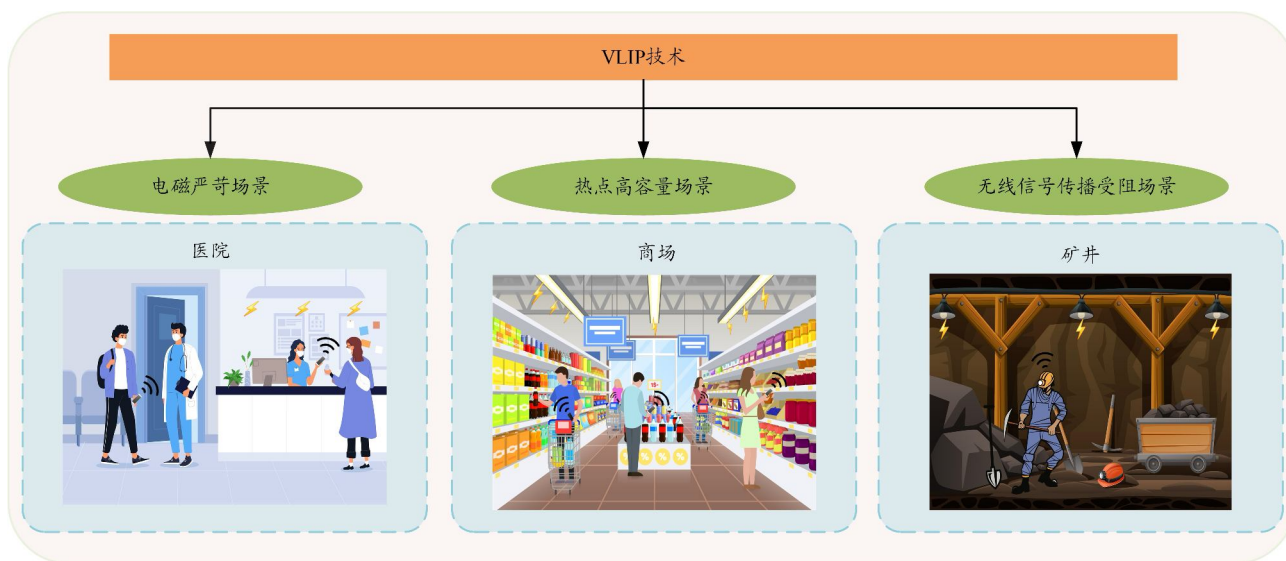


图1 VLP适用场景

郑杰,刘旋,陈静:室内可见光定位智能优化方法研究进展

表 1 不同场景下,传统 IP 与 VLP 的区别和特性

适用场景	传统 IP	VLP
电磁严苛场景(医院、机场、工厂等)	电磁辐射相对高,长期使用不利于人体健康	电磁辐射相对低、更加绿色环保,对人体健康影响较小
热点高容量场景(商场、博物馆、体育场等)	在人员密集、多个用户共享无线信道的情况下通信质量显著下降,容易导致定位失败	能够和传统射频技术协同使用,保障通信质量并实现精准的室内定位和导航功能
无线信号传播受阻场景 (矿井、隧道、地下停车场等)	传统的无线基础设施覆盖不全,无线信号微弱,容易导致定位失败	可以利用场景中的照明基础设施进行 VLC,可实现低成本的高精度定位

确定定位对象的近似位置。但是,该方法只能确定定位对象的近似位置,难以进行高精度定位应用。

三边定位法利用 VLC 过程中光信号的 4 种算法参数:到达时间(TOA)、到达时间差(TDOA)、到达角度(AOA)和接收信号强度(RSS)来实现定位。这种方法使用相关测量切分方法加载相关参数对空间进行计算,且至少需要 3 个 LED 来确定最终的位置。三边定位法存在的主要问题是需要实时对光信号进行测量,并且短距离精密测量的实现复杂度高,对硬件能力要求较高,数据收集较为困难,在实际定位过程中可能无法达到理想的定位效果。

指纹定位法分为 2 个阶段:一是离线采集阶段,即根据 LED 的多点不规则分布、多点不同样特征收集大量位置的特征指纹数据,并将这些数据存储至数据库中,建立位置与特征指纹的映射关系;二是在线匹配阶段,即将定位对象接收到的指纹信号参数与数据库中的指纹数据进行匹配,进而得到定位对象的位置。常用的匹配算法包括 K 邻近(KNN)算法、加权 K 邻近(WKNN)算法、人工神经网络(ANN)算法等。对于指纹定位法而言,前期收集的指纹数据点越多,精度越高,但所需要的计算资源就会越多,必须保证指纹数据点的稳定性和可持续性增长。因此,为了确保指纹识别的准确性,混合定位方法根据不同信号参数得到的信息融合使用,从而实现定位。相较于上述基于单一信息的定位方法,混合定位方法能够弥补基于单一信号参数的缺点,在实际应用中的定位精度更高、稳健性更好^[9],也为相关优化方法奠定了基础。

3 VLP 智能优化方法

由于 VLP 基础定位方法的定位精度较差,因此采用能提高定位精度和减少定位误差的 VLP 人工智能方法成为了最新发展趋势。经国内外文献综述发现,

当前主要是采用机器学习、卡尔曼滤波器(KF)、粒子滤波器(PF)这 3 类智能方法对 VLP 进行优化。

3.1 机器学习

机器学习被广泛应用于信号处理、自然语言处理、智能控制等多个领域,并得到了较好效果。因此,也出现了一些基于机器学习的 VLP 智能优化方法,主要是通过训练大量样本来得到模型,以提升定位精度。这类优化方法可以进一步细分为监督学习、深度学习和其它类型的机器学习 3 种。

3.1.1 监督学习

监督学习是在基于机器学习的 VLP 优化过程中最为重要的一部分。作为主要发展方向,监督学习主要采用 ANN、KNN、WKNN、随机森林、决策树和支持向量机(SVM)等算法来实现 VLP 智能优化方法。

ANN 算法通过数学模型模拟人脑神经元活动,在其训练过程中通常不断添加特征数量或其它算法融合以提高定位精度^[1]。文献[10]将 ANN 算法用于获取现实世界数据进行精确建模和定位,同时引入 RSS 与到达相位差(PDOA)这 2 种信号参数减轻信号强度变化的不良影响,以提高系统稳健性。通过仿真证明了基于 ANN 算法的现场建模的可行性,其定位误差可降低至 12 cm。文献[11]采用基于 ANN 算法与改进的遗传算法来实现定位,平均误差为 1.02 cm。但是,基于 ANN 算法的 VLP 方法的定位精度很大程度上取决于样本数据的规模和神经网络模型的质量。

在 KNN 算法中,如果一个样本在特征空间中的 K 个最相似的样本中的大多数属于同一个类别,则该样本也属于该类别,即 KNN 算法依据这 K 个样本的类别来确定待分类样本的归属。文献[12]利用极限学习机、随机森林、KNN 这 3 种分类器,在离线阶段训练基于 RSS 的多分类器以估测定位目标的位置,并设计了 2 种健壮的算法融合多个分类器的输出结果,提高

了定位精度。文献[13]提出了一种增强指纹-接收信号强度-三边测量定位(EFP-RSS-TL)方法。在离线阶段,此方法收集建立EFP数据库存储视距光功率比;在线阶段,采用KNN算法匹配得到目标位置,从而消除光反射的影响,提高了定位精度和系统鲁棒性。同样,文献[14-15]在在线阶段分别使用KNN算法和加权KNN算法来匹配得到定位目标的位置,精度最高可提升至2 cm。但是,KNN作为一种非参、惰性算法模型,其分类的准确性取决于 K 值的选择与训练结果,只有当 K 值选择得当,才能实现错误率的最低化。

随机森林是一个将决策树作为基本单元的集成学习方法,将森林中所有决策树的判别结果占比最多的类别作为输出。文献[16]在区域分类阶段使用随机森林算法对整个房间进行分类,还提出了一种基于极限学习机(ELM)和基于密度的噪声应用空间聚类(DBSCAN)的混合算法来提高室内墙壁和角落处的定位精度,其采用混合算法进行区域分类的结果如图2所示。随机森林算法的错误率受到2个关键因素的影响:一是森林中任意2棵树之间的相关性控制,二是每棵树的分类能力的有效提升。这2个因素的实现依赖于有放回的随机抽样和最优特征选择个数的确定。

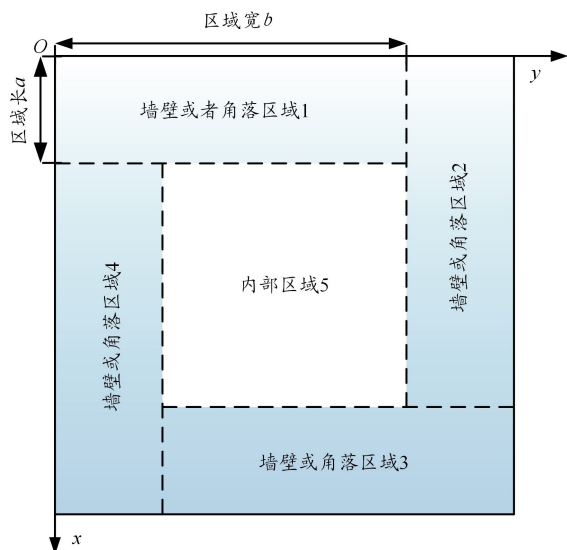


图2 混合算法区域分类结果

3.1.2 深度学习

目前,采用深度学习的VLP优化方法主要集中在多层感知器和卷积神经网络(CNN),模拟生物神经元的“输入层-隐藏层-输出层”工作机理。多层感知器在隐藏层主要负责加权、激活和偏置工作,而CNN在隐藏层基础上进行了改进,通过“卷积层-激励层-池化层”进一步提高了对复杂、深层数据的分析能力,二者

在特定训练环境下均能得到较高的定位精度。此外,基于深度学习开展的相关VLP研究主要针对LED参数较少的实验背景,这与实际生活中的光照条件较为符合,为将VLP引入现实生活提供了较强的实验支撑。

在基于图像传感器的VLP方法中,针对传感器倾斜引起的定位精度低的问题,文献[17]对不同倾斜角度下传感器捕捉到的图像进行特征提取,利用多层感知器构建特征和收发端距离间的关系,并通过三角定位法修正了传感器倾斜导致的定位误差。文献[18]通过数据预处理和CNN解决了光信号微弱区域的定位问题,与传统的人工神经网络模型和线性回归模型相比,CNN不仅提高了定位精度,也改善了误差分布均匀性。文献[19]提出了适用于工业环境的基于CNN的可见光区域识别框架,通过互补金属氧化物半导体(CMOS)图像传感器采集LED光照的角度,无需调制LED即可实现移动终端定位。该方法具有很强的鲁棒性和通用性,适用于各类LED灯。文献[20]分别使用多层感知器和CNN在在线阶段来预测定位目标的位置和方向。文献[21]使用定位目标在室内随机位置处的脉冲响应与其对应的位置信息来训练深度学习框架,以实现较高精度的定位。文献[22]通过结合基于贝叶斯正则化的深度神经网络和稀疏对角训练数据集,只需要20个训练点就能够在特定定位区域对100个未知位置点进行精准定位。

3.1.3 其它类型的机器学习

除了上述2类使用频次较高的机器学习方法之外,也有部分研究开始探索采用强化学习与无监督学习等方法来获得更高的VLP定位精度。

强化学习是机器学习的一类重要方法,也是近年来的研究热点,常被用于描述和解决智能体(agent)与环境交互过程中通过学习策略以达成回报最大化或实现特定目标的问题^[23]。目前出现了一些通过强化学习模型来优化VLP定位精度的研究。已知的噪声条件所带来的确定性噪声可以通过相关手段后期消除,而非确定性噪声由于难以确定,其对实验带来的影响总是不可忽视且无法解决。文献[24]提出了一种逐点强化学习(PWRL)算法,实现了基于多探测器的VLP系统,该算法可降低高达70%的平均定位误差。在此基础上,文献[25]提出了迭代逐点强化学习(IPWRL)算法,利用迭代方式适当地更新高度信息,有效地减轻了非确定性噪声的影响,对不能确定的高度差表现出了极好的容错。当出现较大的高度信息失配时,IPWRL算法能够校正高度信息。

郑杰, 刘旋, 陈静: 室内可见光定位智能优化方法研究进展

无监督学习常用来解决分类问题, 较少用于位置预测, 所以在当前 VLP 研究中较少被应用。但是, 近期开始出现个别将无监督学习与监督学习相结合的研究, 形成半监督学习模式, 并采用标记和未标记混合数据来进行模式识别。文献[26–27]将深度学习和特征指纹技术应用于 VLP 定位系统中, 通过少量的标记数据和大量的未标记数据, 缩短数据采集时间。

3.2 KF

KF 方法作为一种经典预测追踪方法, 部分研究通过 KF 将系统预测值和实际测量值相融合, 以获得更加准确的定位结果。

由于惯性测量单元(IMU)的采样频率远高于可见光强度序列测量的频率, 文献[28]利用 KF 将 IMU 得到的数据和可见光强度序列相融合, 修正了仅使用

表 2 VLP 智能优化方法对比

定位技术	文献	定位精度		成本	复杂度
		实验结果	模拟结果		
机器学习算法	[10]	N/A	12 cm	中等	中等
	[11]	N/A	1.02 cm	中等	中等
	[12]	低于 5 cm	N/A	中等	中等
	[13]	6 cm 左右	N/A	低	中等
	[14]	N/A	N/A	中等	中等
	[15]	2.2 cm	N/A	低	中等
	[16]	N/A	1.74 cm	低	中等
	[17]	1.9 cm	N/A	中等	中等
	[18]	N/A	N/A	中等	中等
	[19]	二类 100% 四类 98% 八类 95%	N/A	中等	中等
	[20]	N/A	数据集大小为 105; 16.49 cm 数据集大小为 106; 10.53 cm	中等	中等
	[21]	N/A	高信噪比、数据集较大; 30 cm 数据集有限; 80 cm	中等	中等
	[22]	4.35 cm	N/A	低	中等
	[24]	可以降低 70% 的平均定位误差	N/A	中等	中等
	[25]	3.14 cm	N/A	中等	中等
KF	[28]	4 cm 左右	N/A	高	高
	[29]	N/A	1 cm 左右	中等	低
	[30]	N/A	20 cm	低	低
	[31]	N/A	低于 0.5 m	低	中等
	[32]	5 cm 左右	N/A	中等	中等
	[33]	2.1 cm	N/A	中等	中等
	[34]	3.9 mm	N/A	中等	中等
	[35]	N/A	N/A	中等	中等
	[36]	N/A	0.08 m	中等	中等
PF	[37]	2.95 cm	N/A	中等	中等
	[38]	0.14 m	N/A	中等	中等
	[39]	2.0~3.2 cm	N/A	中等	中等

IMU 时得到的目标位置和移动轨迹的误差。文献[29]使用扩展 KF(EKF)将室内空间中预先收集的功率和实时测量得到的 RSS 融合,从而得出接收器当前的位置信息,其实验结果表明,在相同的环境条件下该方法的定位精度明显优于三边定位法。文献[30]提出的系统在确定 LED 光源的位置之后,根据用户设备的状态数据和其与 LED 节点之间的距离,利用 EKF 跟踪用户设备,得到了用户设备的移动轨迹。文献[31]研究了使用未调制的光源定位移动机器人的可行性,定位时先用编码器值来预测移动机器人的位置,再使用迭代 EKF 校正定位结果,实现了低硬件成本的分米级定位。

KF 还能在系统存在噪声和干扰的情况下对其状态进行最优估计。文献[32]提出了一种基于 EKF 的视觉-惯性融合方法,用于在 LED 数量不足的情况下以紧耦合方式实现健壮定位。在无法使用 VLP 的情况下,文献[33]利用基于 EKF 的松耦合融合定位算法实现机器人定位,同时还使用 EKF 修正算法消除了传感器噪声。文献[34]使用 KF 来处理受到背景噪声干扰的信号,极大提高了系统在实际室内环境中的定位精度。文献[35]使用自适应 KF 解决了接入点的可用性频繁变化对定位精度造成不良影响的问题,并且在确定最终定位结果时将不同接入点的布局模型、定位方法和预期定位精度这 3 个因素考虑在内。

3.3 PF

PF 作为一种使用序列蒙特卡罗方法的递归滤波器,也被用于 VLP 定位优化方法中。PF 的基本思想是通过一组具有随机权重的样本(称为粒子)来表示随机事件的后验概率,它可以在任何形式的状态空间模型上使用,而且摆脱了解决非线性滤波问题时随机量必须满足高斯分布的制约。因此,与 KF 相比,PF 在处理非高斯和非线性问题方面具有更好的鲁棒性。

文献[36]将三维定位算法和 PF 相结合,使用提出的定位算法获得位置坐标来更新 PF 中的权重,从而修正定位误差。实验结果表明,PF 能有效提高水平分量和垂直分量的定位精度,三维定位精度可达 0.080 m。文献[37]使用 PF 快速检测图像传感器拍摄图像中 LED 的位置,当定位过程中出现遮挡或者背景光干扰时,PF 能够使用基于前一帧图像计算出的先验概率得到下一帧图像中 LED 的可能位置,大大提高了该定位系统在实际室内场景中的鲁棒性。文献[38]提出了一种融合 VLP 技术和惯性导航的室内定位系统,使用 PF 交叉处理可见光定位和行人惯性导航模块的数据,解

决了惯性导航随着时间的增加产生累积误差和定位过程中光信号传播受阻的问题,其系统结构图如图 3 所示。由于 KF 和 PF 都具有独特的优势,文献[39]提出的系统中使用了一种混合粒子/KF,这种混合滤波器充分发挥了 2 个滤波器的优点,提高了移动机器人的定位精度,即使定位目标处于照明设备稀疏或者光源临时中断的情况下也能实现定位。

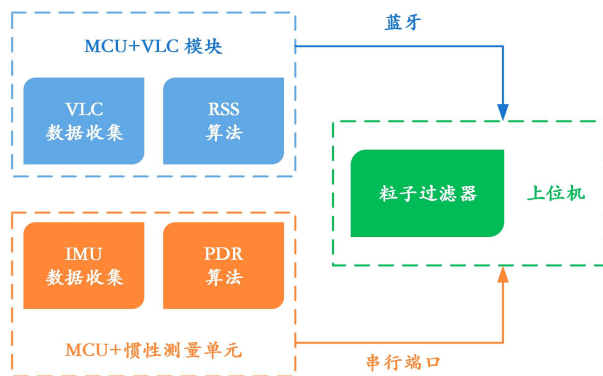


图 3 融合 VLP 技术和惯性导航的系统结构图

本文从定位精度、成本、复杂度等方面对 VLP 智能优化方法进行了详细对比分析,结果如表 2 所示。

4 结束语

本文综述了当前 VLP 智能优化方法的研究进展,虽然使用机器学习、KF、PF 等方法可以优化和提升室内 VLP 的精度和效率,但也面临了一些共性问题和挑战,主要体现在以下几个方面:

1) 数据集的独立性,对于 VLP 智能优化方法而言,高质量的数据集才能够保证方法向更高定位精度的方向训练。虽然不同场景下的 VLP 智能优化方法对于数据集的要求不尽相同,但需要考虑结合实际场景需求来采集和优化数据集以进行模型训练。因此,当前缺少公认的 VLP 基准数据集,导致难以实现各 VLP 智能优化方法之间客观的定位精度评估和对比;

2) 当前不同 VLP 智能优化方法均依赖于各自实际的实验环境,虽然都能够取得较好的实验结果,但是方法的实际可行性、结果可信性较弱,主要原因在于当前缺乏统一的、标准的 VLP 实验平台;

3) 当前的绝大多数 VLP 智能优化方法考虑的对象是采用纯光学器件的理想可见光场景,未考虑如何在当前 LED 照明设施的基础上进行 IP 方法优化,故当前所提出的 VLP 智能优化方法在可部署性、成本可控性、实际可用性等方面有待商榷。

郑杰,刘旋,陈静:室内可见光定位智能优化方法研究进展

参考文献:

- [1] TRAN H Q, HA C. Machine learning in indoor visible light positioning systems: A review[J]. *Neurocomputing*, 2022, 491: 117–131.
- [2] PAN Z, LANG T, LI Z, et al. A study of optical tag detection using rolling shutter based visible light communications [C]//2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), December 9–13, 2019, Waikoloa, USA. Piscataway: IEEE, 2020: 1–5.
- [3] DU P, ZHANG S, ALPHONES A, et al. Faster deployment for indoor visible light positioning using xgboost algorithms in industrial internet-of-things [C]//IECON 2021-47th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. October 13–16, 2021, Toronto, Canada. Piscataway: IEEE, 2021: 1–7.
- [4] 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) [EB/OL]. <https://cmri.chinamobile.com/insight/technology/7334.html>.
- [5] 中国半导体照明网. LED 可见光通信室内定位 智能照明应用新蓝海 [EB/OL]. [2023–05–02]. <http://www.china-led.net/news/201802/09/40017.html>.
- [6] SHI L, SHI D, ZHANG X, et al. 5G Internet of radio light positioning system for indoor broadcasting service[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2020, 66(2): 534–544.
- [7] PANG M, SHEN G, YANG X, et al. Achieving reliable underground positioning with visible light[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1–15.
- [8] MAI Q, HSU C L. Navigation system for indoor parking based on visible light communication [J]. *Sensors and Materials*, 2020, 32 (6): 2031–2043.
- [9] 陈静,刘旋,郑杰. 可见光室内定位技术研究进展[J/OL]. *电讯技术*, 2023[2023–04–12]. DOI:10.20079/j.issn.1001–893x.221210001.
- [10] ZHANG S, DU P, ZHONG W D, et al. Robust 3D indoor VLP system based on ANN using Hybrid RSS/PDOA [J]. *IEEE Access*, 2019, 7(1): 47769–47780.
- [11] GUAN W, WU Y, XIE C, et al. High-precision approach to localization scheme of visible light communication based on artificial neural networks and modified genetic algorithms [J]. *Optical Engineering*, 2017, 56(10): 1–14.
- [12] GUO X S, SHAO S H, ANSARI N, et al. Indoor localization using visible light via fusion of multiple classifiers [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2017, 9(6): 1–16.
- [13] HUANG C, ZHANG X, ZHOU F, et al. NLOS-aware VLC-based indoor localization: algorithm design and experimental validation [C]//2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), May 25–28, 2020, Seoul, Korea. Piscataway: IEEE, 2020: 1–7.
- [14] VAN M T, TUAN N V, SON T T, et al. Weighted k-nearest neighbour model for indoor VLC positioning [J]. *IET Communications*, 2017, 11(6): 864–871.
- [15] ALAM F, CHEW M T, WENGE T, et al. An accurate visible light positioning system using regenerated fingerprint database based on calibrated propagation model[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(8): 2714–2723.
- [16] LIU R, LIANG Z, YANG K, et al. Machine learning based visible light indoor positioning with single-LED and single rotatable photo detector[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2022, 14(3): 1–11.
- [17] YUAN T, XU Y, WANG Y, et al. A tilt receiver correction method for visible light positioning using machine learning method[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2018, 10(6): 1–12.
- [18] HSU L S, TSAI D C, CHOW C W, et al. Using data pre-processing and convolutional neural network (CNN) to mitigate light deficient regions in visible light positioning (VLP) systems[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, 40(17): 5894–5900.
- [19] DU X, ZHANG Y, YE Z, et al. LED lighting area recognition for visible light positioning based on convolutional neural network in the industrial internet of things[J]. *Optics Express*, 2023, 31(8): 12778–12788.
- [20] ARFAOUI M A, SOLTANI M D, TAVAKKOLNIA I, et al. Invoking deep learning for joint estimation of indoor LiFi user position and orientation [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(9): 2890–2905.
- [21] MAJEED K, HRANILOVIC S. Passive indoor visible light positioning system using deep learning [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(19): 14810–14821.
- [22] ZHANG H, CUI J, FENG L, et al. High-precision indoor visible light positioning using deep neural network based on the bayesian regularization with sparse training point[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2019, 11(3): 1–10.
- [23] 邱锡鹏. 神经网络与深度学习[M]. 北京:机械工业出版社, 2020.
- [24] ZHANG Z, CHEN H, HONG X, et al. Accuracy enhancement of indoor visible light positioning using point-wise reinforcement learning [C]//2019 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC), March 3–7, 2019, San Diego, USA. Piscataway: IEEE, 2019: 1–3.
- [25] ZHANG Z, ZHU Y, ZHU W, et al. Iterative point-wise reinforcement learning for highly accurate indoor visible light positioning [J]. *Optics Express*, 2019, 27(16): 22161–22172.
- [26] VAN ENGELEN J E, HOOS H H. A survey on semi-supervised learning[J]. *Machine learning*, 2020, 109(2): 373–440.
- [27] KOSTOPOULOS G, KARLOS S, KOTSIANTIS S, et al. Semi-supervised regression: a recent review[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2018, 35(2): 1483–1500.
- [28] NIU G, ZHANG J, GUO S, et al. UAV-enabled 3D indoor positioning and navigation based on VLC[C]//ICC 2021-IEEE International Conference on Communications, June 14–23, 2021, Montreal, Canada. Piscataway: IEEE, 2021: 1–6.
- [29] VATANSEVER Z, BRANDT-PEARCE M. Visible light positioning with diffusing lamps using an extended Kalman filter[C]//2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), March 19–22, 2017, San Francisco, USA. Piscataway: IEEE, 2017: 1–6.
- [30] VATANSEVER Z, BRANDT-PEARCE M, BEZZO N. Localization in optical wireless sensor networks for IoT applications [C]//2019 IEEE International Conference on Communications (ICC), May 20–24, 2019, Shanghai, China. Piscataway: IEEE, 2019: 1–6.
- [31] AMSTERS R, DEMEESTER E, SLAETS P, et al. Unmodulated visible light positioning using the iterated extended Kalman filter [C]//2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), September 24–27, 2018, Nantes, France. Piscataway: IEEE, 2018: 1–8.

郑杰, 刘旋, 陈静: 室内可见光定位智能优化方法研究进展

- [32] LIANG Q, LIN J, LIU M. Towards robust visible light positioning under LED shortage by visual-inertial fusion [C]//2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), September 30–October 3, 2019, Pisa, Italy. Piscataway: IEEE, 2019: 1–8.
- [33] GUAN W, HUANG L, HUSSAIN B, et al. Robust robotic localization using visible light positioning and inertial fusion[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(6): 4882–4892.
- [34] CAI Y, GUAN W, WU Y, et al. Indoor high precision three-dimensional positioning system based on visible light communication using particle swarm optimization[J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(6): 1–20.
- [35] EROGLU Y S, ERDEN F, GUVENC I. Adaptive Kalman tracking for indoor visible light positioning [C]//MILCOM 2019–2019 IEEE Military Communications Conference (MILCOM), November 12–14, Norfolk, USA. Piscataway: IEEE, 2019: 331–336.
- [36] WANG J, LI H, ZHANG X, et al. VLC-based indoor positioning algorithm combined with OFDM and particle filter[J]. China Communications, 2019, 16(1): 86–96.
- [37] WU Y, GUAN W, ZHANG X, et al. Visible light positioning system based on CMOS image sensor using particle filter tracking and detecting algorithm[J]. Optics Communications, 2019, 444: 9–20.
- [38] LI Z, YANG A, LV H, et al. Fusion of visible light indoor positioning and inertial navigation based on particle filter [J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(5): 1–13.
- [39] AMSTERS R, HOLM D, JOLY J, et al. Visible light positioning using bayesian filters [J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(21): 5925–5936.