

分类号：

U D C:

密级：公开

学号：411016620090

南 昌 大 学 专 业 学 位 硕 士 研 究 生

学 位 论 文

基于 LED 和事件相机的定位方法研究与实现

Research and Implementation of Localization Method Based on LED

and Event Camera

郭福涛

培养单位（院、系）：信息工程学院 电子信息工程

指导教师姓名、职称：王正海 教授

指导教师姓名、职称：赵志欣 副教授

专业学位种类：工程硕士

专业领域名称：通信工程

论文答辩日期：2023 年 5 月 13 日

答辩委员会主席：_____

评阅人：_____

2023 年 5 月 13 日

一、学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得南昌大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名(手写): 签字日期: 年 月 日

二、学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解南昌大学有关保留、使用学位论文的规定，同意学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权南昌大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编本学位论文。同时授权北京万方数据股份有限公司和中国学术期刊（光盘版）电子杂志社将本学位论文收录到《中国学位论文全文数据库》和《中国优秀博硕士学位论文全文数据库》中全文发表，并通过网络向社会公众提供信息服务，同意按“章程”规定享受相关权益。

学位论文作者签名（手写）： 导师签名（手写）：

签字日期: 年 月 日 签字日期: 年 月 日

论文题目	基于 LED 和事件相机的定位方法研究与实现				
姓 名	郭福涛	学号	411016620090	论文级别	博士 <input type="checkbox"/> 硕士 <input checked="" type="checkbox"/>
院/系/所	信息工程学院		专业	通信工程	
E_mail	13333616096@163.com				
备注:					

☒公开 ☐保密（向校学位办申请获批准为“保密”， 年 月后公开）

摘 要

事件相机(Event Camera)是一种受生物启发的新型视觉传感器,近年来受到了越来越多研究学者的关注。其不同于传统相机以固定速率捕获图像帧,而是以异步形式输出有关每一点像素光强变化信息的事件流。这一感知形式使其具有区别于传统相机的巨大优势比如低延迟(20us)、高时间分辨率、高动态范围(120dB)。基于事件相机的以上优势,用事件相机来替代传统的 CMOS 相机进行定位跟踪成为可见光图像定位领域新的研究方向。本文提出一种基于事件数据的可见光终端侧定位与跟踪方法,主要研究工作如下:

首先,依据可见光定位(Visible Light Positioning, VLP)接收器的不同,分别介绍了基于 PD 的 VLP 技术和基于图像传感器的 VLP 技术国内外研究现状,介绍了基于 PD 光电探测器的几种常用可见光信号定位算法和基于图像传感器的定位算法,重点分析了两类定位算法的复杂度和适用的定位场景,在基于 PD 的可见光室内定位方法中, TDOA 算法对信号到达时延的估计精度要求非常苛刻,定位精度较高,基于图像传感器的定位算法数据传输量较大,速度慢,动态范围有限,定位精度较高。

接着,针对基于图像传感器的室内定位算法,动态范围有限,延迟高,容易受到各种光照和环境因素影响的问题,提出了一种基于异步事件数据的可见光图像定位算法,有效降低了定位的时延,且相较于 CMOS 相机,事件相机不受高速运动所引起的运动模糊的影响,在高速运动和高动态范围的场景下仍然适用。在 $700\text{mm} \times 700\text{mm} \times 1000\text{mm}$ 的定位场景中,平均定位误差可以达到 3cm 以内,平均定位延迟在 10 毫秒以内,且在不同定位位置和终端运动速度场景下,平均定位误差稳定在厘米量级,不随终端运动速度的增大而增大。同时,考虑了在实际场景中, LED-ID 有可能存在较大离群误差的情况,提出一种基于中值选择的定位优化策略来估计相机的最优定位点,所提方法可以进一步提高了定位的精度和稳定性,定位误差稳定在 2cm 以内。

最后,将粒子滤波(Particle Filter, PF)算法与基于事件数据的可见光定位算法结合,实现对移动目标的轨迹跟踪,将相机去畸变之后检测到的每个 LED-ID 像素坐标作为 PF 算法的观测值,基于每一采样时刻的观测值,更新粒子权重实现

对终端位置的最优估计，本文分别验证了在初始状态下，跟踪粒子速度准确，位置不准确和位置准确，速度不准确两种情况，算法最后都达到了收敛。进一步，考虑在复杂的跟踪场景中，为了提高定位跟踪的实时性和鲁棒性，提出一种改进的 PF 算法，将均值漂移(Mean Shift, MS)算法嵌入到粒子滤波中，通过实验仿真分析，所提算法在有效降低计算量的同时，有效提高了对移动终端轨迹跟踪的性能，具有较强实际意义。

关键词：室内定位；计算机视觉；可见光定位；事件相机；粒子滤波

ABSTRACT

Event Camera is a new kind of vision sensor inspired by biology, which has attracted more and more attention in recent years. It is different from the traditional camera that captures the image frame at a fixed rate, but outputs the event stream of information about the change of light intensity at each pixel in an asynchronous form. This perceptual form gives it great advantages over traditional cameras such as low latency(20us), high temporal resolution, and high dynamic range(120dB). Based on the above advantages of event camera, using event camera to replace traditional CMOS camera for positioning and tracking has become a new research direction in the field of visible image positioning. This paper proposes a visible light terminal side positioning and tracking method based on event data. The main research work is as follows:

Firstly, according to the different Visible Light Positioning (VLP) receivers, the research status of PD-based VLP technology and image sense-based VLP technology at home and abroad are introduced respectively. Several common visible light signal localization algorithms based on PD photodetector and image sensor are introduced, and the complexity of the two types of localization algorithms and their applicable positioning scenes are analyzed. Among the visible light indoor localization methods based on PD, TDOA algorithm has very strict requirements on the estimation accuracy of signal arrival time delay, with high positioning accuracy. The positioning algorithm based on image sensor has large data transmission, slow speed, limited dynamic range and high positioning accuracy.

Then, aiming at the problems that the indoor positioning algorithm based on image sensor has limited dynamic range, high delay and is easily affected by various lighting and environmental factors, a visible light image positioning algorithm based on asynchronous event data is proposed, which effectively reduces the positioning delay. Moreover, compared with CMOS cameras, event cameras are not affected by motion blur caused by high-speed motion. It is still applicable in high speed motion and high

dynamic range scenarios. In a 700m x 700m x 1000mm positioning scenario, the average positioning error can be less than 3cm, and the average positioning delay can be less than 10 milliseconds. In scenarios with different positioning positions and terminal velocities, the average positioning error is stable in the order of centimeters, and does not increase with the increase of terminal velocities. At the same time, considering the possibility of large outlier errors in the actual scene of LED-ID, a positioning optimization strategy based on median selection was proposed to estimate the optimal positioning point of the camera. The proposed method can further improve the accuracy and stability of positioning, and the positioning error is stable within 2cm.

Finally, the Particle Filter (PF) algorithm is combined with the visible light location algorithm based on event data to realize the trajectory tracking of the moving target. Each LED-ID pixel coordinate detected by the camera after dedistortion is taken as the observation value of the PF algorithm. Based on the observation value at each sampling moment, Update particle weight to achieve the optimal estimation of terminal position. In this paper, it is verified that in the initial state, the tracking particle velocity is accurate, the position is inaccurate and the position is accurate, the velocity is inaccurate, and the algorithm finally reaches convergence. Furthermore, in order to improve the real-time performance and robustness of positioning and tracking in complex tracking scenarios, an improved PF algorithm is proposed by embedding Mean Shift (MS) algorithm into particle filter. Through experimental simulation analysis, the proposed algorithm not only effectively reduces the computational load, but also effectively improves the tracking performance of mobile terminals. It has strong practical significance.

Key Word: Indoor positioning; Computer Vision; Visible light localization; Event camera; Particle filtering

插图索引

图 1-1 VLP 应用领域	2
图 1-2 动态视觉传感器 DVS	8
图 1-3 DVIS 相机逻辑电路和工作原理	10
图 1-4 论文主要结构安排	12
图 2-1 RSS 定位算法几何原理图	15
图 2-2 TDOA 定位算法几何原理图	17
图 2-3 AOA 定位算法几何原理图	18
图 2-4 相机成像模型中的四个坐标系	19
图 2-5 世界坐标系与相机坐标系	20
图 2-6 图像坐标系与像素坐标系	22
图 2-7 重采样示意图	27
图 3-1 实测场景下, 500Hz 频率 LED 的噪声分布	29
图 3-2 单个像素点计算极性转换事件的逻辑	31
图 3-3 单个像素点计算极性转换间隔的逻辑	32
图 3-4 单个 LED-ID 事件数据的可视化	33
图 3-5 基于频率映射的 LED-ID 信标可视化检测结果	35
图 3-6 基于多个 LED 的 VLP 定位几何模型	36
图 3-7 相机坐标系相对于世界坐标系的不同旋转角度	39
图 3-8 DV 中标定设置模块	40
图 3-9 相机角点标定结果	41
图 3-10 基于两盏 LED 和 M-LED 的定位结果对比	42
图 4-1 粒子初始状态分布	46
图 4-2 粒子滤波后真实值与估计值可视化结果	47
图 4-3 粒子滤波后真实值与估计值可视化结果	47
图 4-4 一维 PF 跟踪误差	48

图 4-5 对单个 LED 的 PF 算法跟踪和误差结果.....	52
图 4-6 MLED-PF 的事件相机定位跟踪和误差图.....	55
图 4-7 改进的 MS-PF 算法流程	57
图 4-8 MS 前后粒子群的状态分布	58
图 4-9 两种滤波算法在 1000 个粒子下跟踪效果	59
图 4-10 N=500 的 MS-PF 和 N=1000 的 PF 算法跟踪效果.....	59

表格索引

表 1-1 三种可见光定位方法的优缺点5

表 1-2 国内外几种典型事件相机参数9

表 3-1 极性转换事件产生规则31

表 3-2 相机参数标定结果41

表 4-1 PF 算法步骤45

表 4-2 事件相机 DAVIS346 相关参数50

表 4-3 不同滤波算法跟踪仿真结果60

缩略语对照表

缩略词	英文全称	中文全称
AOA	Angle of Arrival	到达角
APS	Active Pixel Sensor	主动像素传感器
ATIS	Asynchronous Time Based Image Sensor	基于异步事件视觉传感器
BIS	Bayesian Importance Sampling	贝叶斯重要性采样
BN	Background Activity Noise	背景噪声
CIS	CMOS Image Sensor	CMOS 图像传感器
CMOS	Complementary Metal Oxide Semiconductor	互补金属氧化物半导体
DAVIS	Dynamic and Active Vision Sensor	动态主动像素视觉传感器
DVS	Dynamic Vision Sensor	动态视觉传感器
ELM	Extreme Learning Machine	极限学习机
FOV	Field of View	视场
GNSS	Global Navigation Satellite System	全球卫星导航系统
ID	Identification	标识
IMU	Inertial Measurement Unit	惯性测量单元
KNN	K-Nearest Neighbor	K 最邻近算法
LBS	Location Based Service	基于位置的服务
LED	Light Emitting Diode	发光二极管
LLS	Linear Least Squares	线性最小二乘法
LM	Levenberg-Marquardt	莱文贝格-马夸特方法
M-LED	Multiple Light Emitting Diode	多个发光二极管
MS	Mean Shift	均值漂移
MS-PF	Mean Shift Particle Filter	嵌入均值漂移粒子滤波
OOK	On-Off Keying	开关键控

缩略语对照表

OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing	正交频分复用
PD	Photo Detector	光电检测器
PF	Particle Filter	粒子滤波
Pixs	Pixels	像素点
PWM	Pulse Width Modulation	脉冲宽度调制
RFID	Radio Frequency Identification	射频识别
RLS	Recursive Least Squares	递归最小二乘法
RS	Rolling Shutter	卷帘门效应
RSS	Received Signal Strength	接收信号强度
SIS	Sequential Importance Sampling	序贯重要性采样
SVD	Singular Value Decomposition	奇异值分解
TDOA	Time Difference of Arrival	到达时间差
TOA	Time of Arrival	到达时间
VLC	Visible Light Communication	可见光通信
VLP	Visible Light Positioning	可见光定位
WLAN	Wireless Local Area Network	无线局域网

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	III
插图索引	V
表格索引	VII
缩略语对照表	VIII
目 录	X
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	3
1.2.1 基于 PD 的 VLP 技术现状	3
1.2.2 基于图像传感器的 VLP 技术现状	5
1.3 事件相机介绍	7
1.3.1 发展现状	8
1.3.2 工作原理	9
1.4 论文主要研究内容	11
1.4.1 本文的主要研究内容	11
1.4.2 本文的章节结构安排	12
第 2 章 可见光定位理论基础	14
2.1 基于 PD 的可见光定位方法	14
2.1.1 RSS 定位方法	14
2.1.2 TOA 和 TDOA 算法	16
2.1.3 AOA 算法	17
2.2 理想成像条件下可见光图像定位方法	19
2.2.1 相机成像中的坐标系	19
2.2.2 世界坐标系与相机坐标系的关系	19

2.2.3 相机坐标系和图像坐标系的关系	21
2.2.4 LED 光源理想成像.....	21
2.3 基于粒子滤波的可见光移动定位原理	23
2.3.1 贝叶斯滤波	23
2.3.2 蒙特卡洛方法	24
2.3.3 粒子滤波原理	24
2.4 本章小结	27
第 3 章 基于事件数据的 LED 信标检测和定位方法研究.....	28
3.1 事件相机噪声	28
3.2 基于信标频率映射的信标检测方法	30
3.2.1 事件序列到极性转换事件	30
3.2.2 极性转换事件到极性转换间隔	31
3.2.3 基于极性转换间隔生成信标频率映射	33
3.3 基于事件数据的可见光图像定位	35
3.3.1 基于多个 LED 的可见光事件数据定位.....	36
3.3.2 相机的旋转角度求解	38
3.3.3 非理想成像条件下相机相关参数标定	39
3.4 定位实验设置与结果分析	41
3.5 本章小结	43
第 4 章 基于粒子滤波的可见光定位跟踪	44
4.1 实现原理	44
4.2 一维非线性粒子滤波	45
4.3 定位终端状态方程	48
4.4 基于粒子滤波的可见光定位算法	50
4.4.1 粒子滤波跟踪算法流程	50
4.4.2 基于单个 LED 的 PF 算法跟踪仿真	51
4.4.3 基于多个 LED 的 PF 算法跟踪定位仿真	53
4.5 考虑复杂场景下的 MS-PF 跟踪定位.....	56
4.5.1 改进的 MS-PF 算法流程.....	56

4.5.2 基于多 LED 的 MS-PF 算法性能分析	57
4.6 本章小结	60
第 5 章 总结与展望	61
5.1 全文总结	61
5.2 工作展望	62
致 谢	63
参考文献	64
攻读学位期间的研究成果	69

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

近年来,随着无线通信技术的快速发展和智能终端、及可穿戴设备的大规模应用,所产生的海量连接和信息流,为室内定位技术的发展提供了大量便利,基于位置服务(Location Based Service, LBS)的产业呈现高速增长的态势,加之在智能家居、智慧楼宇、全自动生产工艺线以及在密闭空间的救援等场景都对人及物提出更为精确定位的需求,位置作为在数字经济时代能产生服务效能和经济价值的核心信息之一,发展在室内场景下的高精度定位具有十分重要的意义,且越来越多地得到人们的关注。以科技公司为例,微软在 2020 年就发布了 Azure Map,可为室内 AR 导航定位提供解决方案,便于企业开发导航应用和位置感知服务。2015 年阿里推出 AliBeacon 技术,应用于商场内的导航和快速自助支付服务。在国家政策方面,早在 2016 年,国家十三五计划就推出要把地球观测与导航项目做为重点研发计划之一,并重点研究了基于导航定位与位置服务的关键技术,2021 年,国家航天局发布了《“十四五”及未来一个时期发展重点规划》提出提升卫星的对地观测导航定位服务能力,重点发展导航与定位服务产业。室内定位拥有着巨大的商业价值和发展前景^[1]。

在过去的几年间,关于室内定位的许多策略被提出^[2],这些策略通常是基于 GNSS^[3]、蓝牙技术^[4]、RFID^[5]、超声波等^[6]。GNSS 定位技术常被用于室外的开阔空间,如飞机、汽车导航、船舶、建筑工程测量等。然而在室内场景中,卫星信号常被天花板、墙壁等障碍物阻挡而产生衰减^[7],同时由于多径效应的存在也严重影响了 GNSS 定位的效果,GNSS 的定位误差通常在 3~10m 范围。不足以满足室内定位的高精度的要求。基于 WIFI(Wireless Fidelity)^{[8][11]}、蓝牙(Bluetooth)以及射频的室内定位,定位精度一般在米量级,定位精度不高,基于超声波的室内定位,虽然定位精度较高,可以达到分米量级,但对硬件有额外的需求,在一些特殊的应用场景中,应用受限。

基于 VLC 系统的室内可见光定位技术,在这一背景下应运而生,其不仅弥补了传统室内定位系统的不足,且可同时实现高精度的室内定位^[12],相较于传统

的室内定位系统具有无射频电磁干扰、可同时兼顾照明和通信,实现简单等优点^{[13][14]}。适用于限制射频电磁辐射的场景,比如医院、工厂、科学实验室、飞机舱等一些射频敏感场所,避免由于电磁辐射而引发安全事故,具有绿色、环保、高保密的特点。图 1-1 展示了 VLP 的应用场景。近几年来,随着移动终端(智能手机、平板电脑、智能汽车等)智能家居及可穿戴设备上相机或图像传感器的日益普及,使得研究基于图像传感器的 LED 可见光定位技术具有了实际应用的需求^{[15][16]}。其中,如何确定图像传感器终端的位置及姿态成为研究的重点,在提高其定位的精度与跟踪的实时性可靠性方面仍是研究的难点^{[17][19]}。



图 1-1 VLP 应用领域

通过对传统可见光定位中一些方法的研究和分析,在基于传统 CMOS 传感器定位方法中,定位的精度易受光照和环境因素的影响,定位的延迟较高,在高速运动的情况下,会存在运动模糊现象,造成定位效果不理想,基于此,本文提出一种基于新型动态视觉传感器(事件相机, DVS)的可见光定位方法,基于事件相机所记录的事件数据,来实现对室内的可见光定位,该方法克服了基于以上

传统图像定位方法中的难点和痛点。在此基础上,通过引入粒子滤波算法来实现对室内可见光定位的跟踪,当事件相机终端存在遮挡的情况下,依然能较好的实现对事件相机接下来的运动状态的预测跟踪,解决了对跟踪不稳定的问题,提高了定位跟踪算法的实时性和鲁棒性,具有较强实际意义。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 基于 PD 的 VLP 技术现状

光电二极管(Photo Diode, PD)具有成本低,数据传输速度快,且具有较好可移植性的优点,基于 VLC 的可见光非成像定位技术通常是借助 PD 探测器来实现终端侧定位的^[20],通过 PD 探测器所检测到的每一个 LED-ID 信标信息和已知的参考 LED-ID 的空间位置信息,利用它们之间的一定映射关系来实现定位。按照定位方法的不同,基于 PD 定位的方法可以主要分为:近邻法、场景分析法、三角定位法。

近邻法将应用于定位的 LED 光源进行标号编码,不同的编号对应室内环境中不同的位置,每个 LED 光源采用时分复用的方式循环发送唯一的位置信息,接收机收到身份识别码后,通过 LED 对应位置实现定位,该方法实现简单,但定位精度依赖于 LED 的分布密度, Lee Yong Up 等^{[21][22]}提出了一种基于邻近法的室内定位系统。为了提高定位精度,文献^[23]提出在 LED 阵列前端安装透镜的方法来实现对 LED 照射区域的细分。文献^[24]中 S. Horikawa 等人提出了一种在接收机安装六轴传感器的方法,以此来获得接收机相对于 LED 的角度和距离来提升定位的精度。

场景分析法也称为指纹分析法,其原理是收集场景中每个采样点的测量信息(如 LED-ID 信标的光照强度、时间和方向等三个维度信息)与位置信息,存在建立的指纹库中,通过接收端接收到的可见光信号特征,与指纹库中的信息进行匹配,最终确定目标位置的方法。然而这种方法可移植性差,需要在一个特定环境下进行精确的预校准,环境变化会导致指纹数据库要及时更新。Adli Hasan 等^[25]提出一种基于接收信号强度(RSS)的加权 K 近邻指纹识别算法,可在低于三个灯具下实现高精度定位。Tyrel Glass 等^[26]提出一种通过二维插值建立密集指纹库的方法,减少了时间和人工成本,同时并没有明显降低系统的定位性能。YIRONG

CHEN 等^[27]提出了一种基于极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)和指纹识别的三维可见光定位系统,并同时提出一种可见光定位的核方法,在减小了指纹库大小的同时,降低了训练的时间,实现了实时的三维定位,具有较强抗干扰能力。

三角定位法是利用参考点与目标点之间的三角形几何性质来进行位置估计的算法。该方法需要测量两者之间的相对信息关系,依测量信息的不同,可以主要分为两类:角度法和多边法。角度法通过测量接收终端与多个发射端参考点的到达角(AOA),通过连接每个到达角的方向线利用方向线的交点来实现定位,该算法需要确定比较精确的接收端到达角,Kehan Zhang 等^[28]提出了一种新型的利用两个光到达角(AOA)估计器来定位 LED 的系统,每个光到达角估计器有四个不同朝向的光二极管来估计入射光的方向,通过建立实验平台来对移动的 LED 定位,定位的平均误差可以达到 4.46cm,一次定位时间约为 23.4ms。Burak Soner 等^[29]提出一种基于 VLC 的车辆定位方法,通过一种新型的 VLC 接收器 QRX 同时实现高速率 VLC 和高精度到达角(AOA)测量,来估计出两个相邻车辆上头/尾灯发射器的位置,所提方法在 10m 范围内可以达到厘米级定位和 250HZ 的频率,具有应用于车辆避险的实用性。三角定位法的第二种方法-多边法,通过测量终端和与多个发射端 LED-ID 参考点之间的投影距离来实现终端侧定位的算法,投影距离的计算一般通过 RSS、TOA 或 TDOA 等方式,其中 RSS 主要基于光信号在空间传递中的衰减因子通过计算接收信号强度的方法来计算 LED 到接收端的投影距离,其不同于 TOA 和 TDOA 等方式对发射和接收端有较高的时钟同步要求^[30],对硬件设备的要求较低,但对定位场景的要求条件较高,易受光照的影响。TOA 算法在实现的过程中,必须满足信号发射端与接收端之间的时钟完全同步,这对设备的要求条件高,一般以仿真研究为主。文献^[31]中采用 OFDM 技术对不同信号进行分离,并通过 TOA 算法分析了室内可见光定位系统的理论精度,利用克拉美罗边界估算了定位精度的理论极限,误差稳定在 2-6cm。TDOA 算法相对 TOA 算法,只需保证多个 LED-ID 发射端向接收端发射信号的时间相同即可,降低了 TOA 算法时钟同步的要求。Changyong Zhang 等^[32]提出一种结合 TDOA 和指纹的室内高精度可见光定位方法,利用到达时间差(TDOA)来确定指纹定位的应用范围,利用 KNN 算法确定指定范围内待定位位置坐标,该方法极大的降低了指纹匹配阶段的匹配次数。王旭东等^[33]提出一种 TDOA 和 TOA 信息的混合定位方法,根据构建的目标函数的非凸性,将目标函数转化为

二次约束二次规划问题，通过仿真结果表明在 $10\text{m} \times 10\text{m} \times 3\text{m}$ 的三维定位空间内，平均误差达到 1.39cm 。周燕等^[34]提出一种改进的基于有界网络的位置估计方法，首先基于双曲线法对信号源进行 TDOA 定位，通过贝叶斯滤波得出信号发射源可能存在的概率，算法提高了针对传统的室内 TDOA 定位的准确度和稳定性。通过对以上基于 PD 的三种主要定位方法的分析，其优缺点可总结如表 1-1 所示。

表 1-1 三种可见光定位方法的优缺点

算法种类	优点	缺点
近邻法	实现简单，计算量小	可能会受到噪声和遮挡的影响，精度较低
场景分析法	可以对多个目标进行定位，精度较高	可移植性差，需要提前建立场景模型
三角定位法	精度高，定位范围广	需要至少三个可见光信号源，且信号源间距离不能太近

1.2.2 基于图像传感器的 VLP 技术现状

基于 VLC 的室内可见光定位系统中，前期主要是以 PD 作为接收端，基于 PD 的 VLP 技术的信道模型主要是理想化无噪声场景下的模型，在实际场景中基于 PD 的 VLC 所依赖的角度或接收信号的强度易受环境光强变化和反射光信道的影响。随着移动终端(智能手机、平板电脑、智能汽车等)智能家居及可穿戴设备上相机或图像传感器的日益普及，基于图像传感器的 VLP 技术越来越多的受到人们的关注，而基于图像传感器的 VLP 技术中，主要是通过成像传感器接收 ID 信息，通过图像处理技术将二维的图像信息转化为接收端与 LED 发射源之间的三维位置关系，即利用图像传感器获取 LED-ID 同传感器之间的位置坐标几何关系来实现定位^{[35][36]}，系统受外界的光照的影响因素较少，且图像传感器广泛存在于手机和智能设备中，这为基于 VLC 的室内可见光定位从实验室走向商业应用提供了可能。在基于图像传感器的定位方法中，一般从三个方面来提高定位的精度：

一方面是光信号的传输与识别,通过对加载到 LED 的信号编解码进行改进,来提高对信号的传输效率和 LED-ID 检测的可靠性,进而提高定位的性能。

2012 年, Danakis 等^[37]提出使用带有卷帘门(Rolling Shutter, RS)效应的 CMOS 图像传感器(CIS),来检测基于开关键控的 OOK 信号,通过其在图像上产生的条纹的不同来区别不同的 LED。

2017 年, Li Z 等^[38]提出一种基于米勒编码原理的异步过采样多图像检测方法,通过在 VLP 系统的接收端使用一维快速傅里叶变换来解码 LED-ID,该方法有效解决了在 LED 识别传输过程中的同步问题。

2019 年, 北京邮电大学的 Zhang B 等^[39]提出了一种无闪烁和线路可拓展的编码方案,有效提高了解码的成功率和准确率。

2022 年, 许永泽等^[40]提出一种二分双指针的条纹搜索算法,来确定 LED 在图像上的位置,之后根据两盏 LED 在图像上成像的几何特征实现三维定位。在 $1\text{m} \times 1\text{m} \times 3\text{m}$ 的空间中,平均定位误差为 5.61cm。

另一方面则是通过对定位算法的改进和创新来提高定位的精度和鲁棒性。

2017 年, 南洋理工大学的 Ran Zhang 等^[41]为了降低图像定位的时延提高精确度,利用奇异值分解(SVD),推导出一种闭合形式的表达式来确定接收机的位置和方向,所提的基于奇异值分解(SVD)的算法,比传统的基于 Levenberg-Marquardt(LM)的定位算法速度快 50-80 倍。

2018 年, Tao Yuan 等^[42]提出一种神经网络的方法,通过利用相机不同倾斜角度所拍摄到的 LED 图像的不同特征,建立相关 LED 图像特征与收发端距离之间关系,来校正由于相机倾斜角所引起的误差,最终通过三角定位算法对 CMOS 图像传感器(CIS)终端进行定位。

2020 年, Han Cheng 等^[43]提出了一种采用普通手机摄像头采集,基于 LED 投影几何特征的平面交线方案来提高接收机水平或倾斜时的定位精度,通过实验在接收器范围为 $\pm 45^\circ$ 和 $\pm 40^\circ$,高度为 1.45m 和 1.75m 的情况下,定位误差可降至 5.58cm 和 5.44cm。

2021 年, Rahman Yiru Wang 等^[44]提出一种用于室内 VLP 系统中图像传感器倾斜角矫正方法,消除因 CMOS 图像传感器(CIS)旋转造成的误差,同时更进一步解决了 LED 由于部分被遮挡而可能出现的识别障碍问题。

最后一方面则是通过传感器融合或者多种算法融合进行定位。

2015 年, WangYuqi 等^[45]提出一种融合了 PD 和图像传感器(CIS)的定位终端, 利用 PD 识别每个 LED 的 ID 信息, 图像传感器接收视觉信息, 实现三维定位, 定位精度达到分米量级。

2021 年, Luchi Hua 等^[46]提出一种基于 PD 光电探测器和低成本相机数据融合的可见光定位系统, 用来弥补单纯的光电二极管(PD)无法在干扰环境下精确定位和单纯的基于相机的可见光定位视角较小的问题。同年, LinBai 等^{[47][48]}提出一种融合相机视觉与 RSS 比的 VLP 算法, 基于相机捕获的视觉信息估计发射端入射角, 基于 PD 接收到的 RSS 比估计接收端与 LED 之间的距离比, 并基于线性最小二乘方法(LLS)来对接收端进行定位, 定位误差约为 13cm。

综上所述, 基于 PD 的 VLP 技术具有成本低、数据传输速度快、较好的移植性等优点, 而基于图像传感器的 VLP 技术相较于非视觉定位则有较强的抗干扰能力, 其不受环境光强变化和反射光信道的影响, 具有较远的通信距离和更广的定位范围, 且随着移动终端(平板电脑、智能手机、智能汽车等)智能家居及可穿戴设备上相机或图像传感器的日益普及, 为基于图像传感器的 VLP 技术的商业化提供了可能, 然而基于图像传感器的 VLP 技术也存在着一些**问题**:

(1) 图像传感器相较于传统的 PD 光电探测器定位, 其接收视觉信息的数据量相对较大, 包含较多的冗余信息, 在对终端定位过程中, 数据计算量较大。

(2) 传统的 CMOS 图像传感器, 以固定的帧率捕获图像帧, 定位的速度受相机的帧率限制, 定位时延较大, 不适用于对定位终端的实时跟踪和高速运动的场景。

(3) 当定位场景中光强足够强或者待测终端高速运动时, 由于传统图像传感器的动态范围有限, 光晕效应和运动模糊现象会显著影响相机的卷帘门效应, 进而影响基于卷帘门效应对 LED-ID 光条形码识别的准确率, 虽然在文献^[49]中, 作者提出一种新型空时 RLS 算法来均衡感光通道中的运动模糊现象, 但由于硬件的限制均衡的效果在高动态的场景下仍然有限。

1.3 事件相机介绍

近年来, 随着神经成像技术和硅视网膜技术的发展, 动态视觉传感器即事件相机开始逐步走向商业化, 文献^[50]中介绍了一种可以同时输出灰度图和事件流的传感器, 随着事件相机的商业化, 将事件相机应用于多种视觉任务(如识别、

分割)成为了可能, 针对 1.2.2 节中提出的基于图像传感器的 VLP 技术存在的三个问题, 本文提出一种基于事件数据的可见光图像定位方法, 解决了基于传统图像传感器定位的数据量传输较大的问题, 同时借助事件相机高动态范围(120dB)、高时间分辨率、低数据量的特性, 实现在高速运动、高动态范围场景下的实时定位跟踪。

1.3.1 发展现状

事件相机作为一种动态视觉传感器, 其以事件驱动的方式捕捉场景中的动态变化, 通过对每个像素的亮度变化进行异步测量输出亮度变化的时间、位置坐标和极性的事件流^[51], 第一台商用的事件相机是由 iniVation 公司开发, 在该 DVS 相机中每个像素都有独立的光感受器, 通过光感受器与输出的电路电容耦合, 在每次触发事件后即将差分电路重置, 以亚毫秒量级的间隔检测对数光强信号, 且根据检测到的对数光强信号变化率来调整电路的采样率, 具有较高的时间分辨率, 最初的 DVS 相机时间分辨率只有 $128\text{pixs} \times 128\text{pixs}$ 。

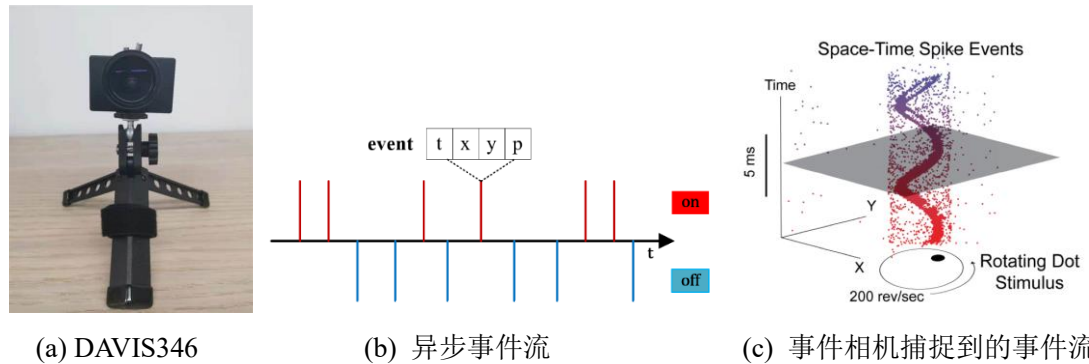


图 1-2 动态视觉传感器 DAVIS

随后问世的基于异步事件的视觉传感器(Asynchronous Time Based Image Sensor, ATIS)在提高相机的像素分辨率的同时, 同时提供触发事件像素位置绝对强度值, 具有较大的动态范围(120dB)和更低的时间延迟。然而为了解决像素强度值的输出由于新触发事件而中断的问题, iniLabs 实验室开发的动态主动像素视觉传感器(Dynamic and Active Vision Sensor, DAVIS)在这一背景下应运而生, DAVIS 将传统的主动像素传感器(Active Pixel Sensor, APS)与 DVS 结合, 可同时输出传统的图像帧和事件数据, 兼具基于事件和基于帧的两种图像算法的优点, 但 APS 所提供的图像动态范围有限(50dB)。DAVIS 还提供了惯性测量单元(IMU)

为事件数据和惯导数据的融合研究提供了方便, 最初的 DAVIS240C 具有 240×180 的分辨率和 130dB 的动态范围。目前 iniVation 公司所推出的 DAVIS346 分辨率已可达到 $346\text{pixs} \times 260\text{pixs}$ 。

国内关于事件相机研发的公司主要是豪威芯仑公司, 其开发的 celeX5 相机是目前像素分辨率最高的事件相机, 可以满足许多应用的要求。每个像素的面积为 $9.8\mu\text{m} \times 9.8\mu\text{m}$, 允许使用带有 2/3 英寸光学元件的紧凑型相机模块。该相机可同时输出灰度图像和光流数据, 像素分辨率虽然得到了提高, 不过由于其按照事件异步逐个输出的特性, 输出延迟会影响时间分辨率, 为了解决这一问题, celeX5 相机的读出方式为从被激活的像素行中选择其中一行并行输出, 表 1-2 给出了当前常见的几款商用事件相机的相关参数对比。

表 1-2 国内外几种典型事件相机参数

	DVS	ATIS	DAVIS240	DAVIS346	CeleX-V
年份	2008	2011	2014	2017	2019
分辨率(pixels)	128×128	304×240	240×180	346×260	1280×800
响应时间(μs)	15	3	3	20	8
动态范围(dB)	120	143	120	120	120
功耗(mW)	23	50-175	5-14	10-170	400
灰度图	无	有	有	有	有
芯片尺寸(mm^2)	6.3×6	9.9×8.2	5×5	8×6	14.3×11.6
像素尺寸(μm^2)	40×40	30×30	18.5×18.5	18.5×18.5	9.8×9.8
供电电压(V)	3.3	1.8/3.3	1.8/3.3	1.8/3.3	1.2/2.5
Stationary noise(ev/pix/s)	0.05	-	0.1	0.1	0.2
IMU	无	无	有	有	无
最大带宽(Meps)	1	-	12	12	140
最高帧率(fps)	-	-	35	40	100

事件相机的诞生代表着视觉信息感知获取方式的转变, 其高动态范围、低数据量、高时间分辨率、低功耗的特点, 使其在特征跟踪、光流估计、深度估计、三维重建、图像去模糊、物联网、自动驾驶工业视觉等领域具有广阔的应用前景。

1.3.2 工作原理

不同型号的事件相机，由于其针对的客户和市场需求的不同，数据输出形式、编码原理、工作原理也不尽相同，但其底层电路逻辑设计原理是类似的，事件相机的工作原理以 DAVIS 为例，如图 1-3 所示，相机的每个像素都有独立的三个逻辑功能模拟电路单元：光感受器、差分电路和比较器。DAVIS 工作时首先将光电感受器的光电电流转换成与光强的对数成比例的电压 V_{log} ； V_{log} 通过电容 C_1 和 C_2 放大；接着在差分电路中判断对数光强的电流变化量是否超过在传感器配置中预先设置的事件阈值，当变化值超过电路预先设定的阈值 C 时， C_2 处的积分电荷就会被重置；接下来，如果变化值超过预先设定的阈值，则会触发有符号的异步事件输出，如图 1-2(b)，该输出事件的形式为 (x, y, t, p) ，其中 x, y 表示事件触发的像素坐标， t 表示事件发生的时刻， p 代表该像素位置亮度变化的信息，如果亮度降低超过阈值则输出 -1，为“OFF”事件，如果亮度增加超过阈值则输出 1，为“ON”事件。假设像素坐标处的光强从 t_1 开始变化，事件的触发的时刻为 t_2 ，则可根据公式 $\log I(t_2) - \log I(t_1) = \pm \theta$ 生成 ON 或 OFF 事件，同时重置并记忆当前强度信息。

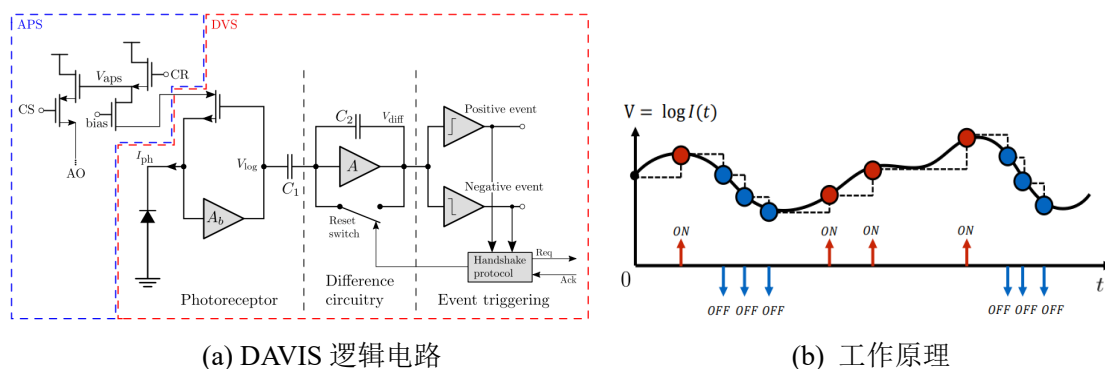


图 1-3 DAVIS 相机逻辑电路和工作原理

在 DAVIS 中新增加了 APS 模块，来感知当前光亮度，相机在 APS 模式下的输出类似于传统相机中的成帧强度图像，DVS 和 APS 两个模块共享相同的光电二极管，因此传感器的事件数据输出和强度图像输出共享相同的光电流，由于共享相同的光电二极管，这一电路设计使 DAVIS 的像素面积增加约 5%，同时这一传感器对齐方式使得两个传感器使用相同的相机内参，这便于在相机标定的过程中使用成熟的基于帧的相机标定方法，降低了对相机内外参数标定的难度，但在运动场景下，APS 模式生成的图像易产生运动模糊，DVS 和 APS 两个模式是相互独立的，用户可以根据不同的场景，来选择合适的工作模式，这使得

DAVIS 可同时兼具传统的图像传感器和 DVS 传感器的优点，在不考虑卷帘门效应的影响下，DAVIS 相机可以准确的捕捉到高频闪烁的 LED 光。本篇论文主要是基于 DAVIS 相机的事件数据输出来完成对室内 DAVIS 终端的可见光图像定位和跟踪的。

1.4 论文主要研究内容

1.4.1 本文的主要研究内容

通过以上对可见光定位的国内外研究现状的分析，和对事件相机这一新型视觉传感器的介绍，可以知道研究在高速运动、高动态范围以及低光环境场景下基于事件数据的可见光图像定位方法具有重要意义，论文基于事件相机低时延高动态范围的优势提出一种基于事件数据的可见光图像定位方法，并基于粒子滤波实现了对定位终端的移动定位和跟踪，所提的方法通过验证具有较强的实时性和鲁棒性，取得了较为精确的定位跟踪性能，论文的研究思路为：

(1) 为了克服基于传统的 CMOS 相机在高动态范围和高速运动的场景下的可见光图像定位性能较差和数据传输量较大的问题，考虑引入事件相机，充分利用其高动态范围和低时延的优势，基于其较小数据量的异步事件流数据，来实现对事件相机终端的高精度定位。事件相机中的每个像素点，通过感知空间中的光强变化，以异步的形式输出该像素点光强变化的信息，由于其较低的时间分辨率，为识别空间中不同闪烁频率的 LED-ID 提供了可能。

(2) 针对事件相机事件流数据的特点，为了提高在噪声和有背景运动的环境下，对不同闪烁频率的 LED 信标的检测精确度，提出一种基于信标频率映射的 LED 信标检测方法，该算法充分利用了在一段时间事件序列所生成的所有极性转换间隔，提高了对不同频率 LED-ID 像素坐标检测的准确性。

(3) 提出基于两盏 LED 的事件数据定位算法，在多 LED 的定位场景下，进一步根据多个定位结果，基于中值选择的优化策略，提高了定位的精度和稳定性，同时，分析了相机在非理想成像条件对定位性能的影响，求解了相机相对世界坐标系的旋转角和相机畸变参数，并通过实测分析验证了定位算法的可靠性。

(4) 针对运动场景下对事件相机终端的移动定位，通过引入粒子滤波算法，实现对移动目标的轨迹跟踪，通过信标频率映射的信标检测方法，得到待跟踪

LED-ID 在图像坐标系下的位置坐标作为 PF 算法的观测值,更新当前时刻每个粒子的权重,来实现对相机位置坐标的最优估计,初始状态下,分别仿真了 PF 算法速度准确,位置不准确和位置准确,速度不准确的情况,算法最终都达到了收敛,在多 LED 的定位场景下,基于中值选择策略的优化策略进一步提高了定位跟踪的稳定性和性能。为了进一步提高在复杂遮挡场景下的定位跟踪效果,提出改进的嵌入均值漂移的 PF 算法,通过分析验证进一步提高了对跟踪的实时性和性能。

1.4.2 本文的章节结构安排

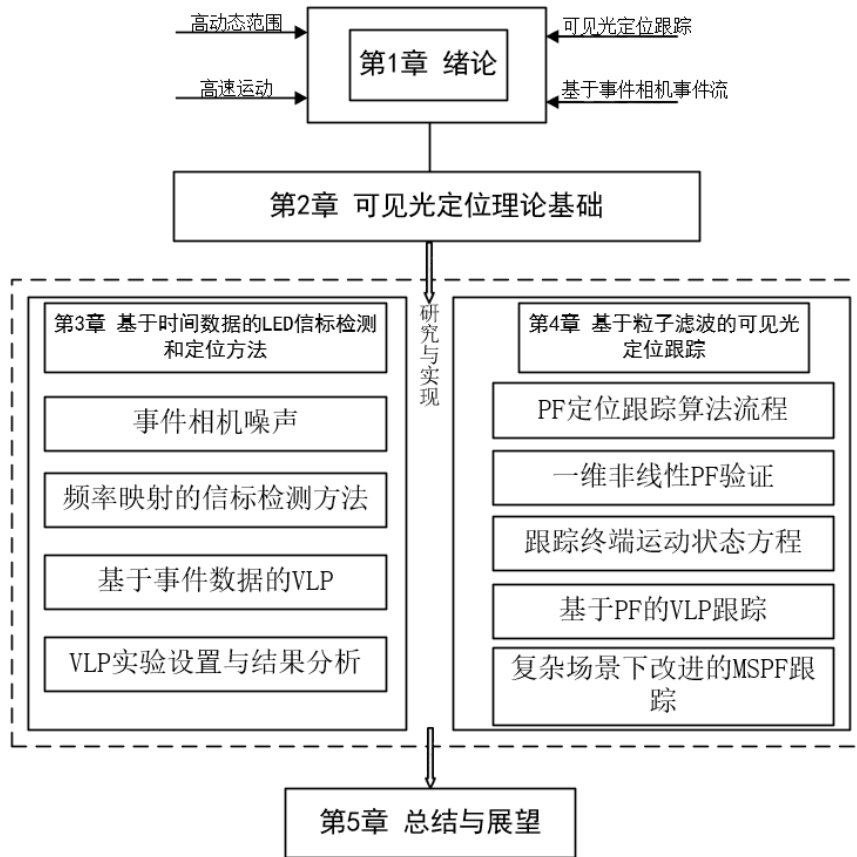


图 1-4 论文主要结构安排

本文针对基于图像传感器的室内定位算法，动态范围有限，延迟高，容易受到各种光照和环境因素影响的问题，对基于事件数据的可见光图像定位算法展开研究，论文结构和安排主要分为五部分，如图 1-4 所示，各部分章节内容如下：

第 1 章：绪论。首先，对可见光定位的两个方向：基于 PD 的 VLP 技术和基于图像传感器的 VLP 技术的国内外研究现状进行了介绍，接下来，对事件相机这一新型的动态视觉传感器的发展现状和工作原理进行了介绍，并通过对其优势的分析与传统图像传感器相比其更适用于在高动态范围和高速运动的条件下。最后，对本文的研究内容和章节结构进行了介绍。

第 2 章：可见光定位理论基础。首先，对基于 PD 的可见光定位和可见光图像定位方法理论进行了介绍分析，接着，介绍分析了与粒子滤波有关的理论和原理，提出基于事件数据的可见光图像定位方法，并将粒子滤波应用于可见光图像定位的跟踪中。

第 3 章：基于事件数据的 LED 信标检测和定位方法研究。首先，分析了事件相机中的噪声模型，针对其噪声模型的特点提出一种基于频率映射的信标检测方法，根据信标频率映射求得频率 LED-ID 的像素位置坐标。通过实测分析，信标频率映射法在保证计算复杂度维持在一定区间内的同时，提高了在噪声和高速运动场景下 LED 信标检测的性能，具有较高的检测准确率。最后，分析了相机的非线性成像模型和其在定位场景下的相机姿态对定位精度的影响，并通过相机畸变矫正，优化了定位误差，实现了基于事件数据的较高精度定位。

第 4 章：基于粒子滤波的可见光定位跟踪。该章节主要通过引入粒子滤波算法，来实现对基于事件数据的可见光定位轨迹跟踪，达到对待定位点位置的最优估计。实验主要仿真了初始化时 PF 算法速度准确，位置不准确和位置准确，速度不准确的情况，最终都达到了收敛，取得了理想的跟踪效果，进一步，在多 LED 的定位场景下，验证了基于中值选择优化策略的效果，基于中值选择的优化策略提高了定位的精度和稳定性。最后，在复杂存在遮挡的定位场景下，通过改进的 MSPF 算法，进一步提高了对跟踪的实时性和性能。

第 5 章：总结与展望。总结本文所取得的研究成果和不足之处，展望了对后续工作的改进建议。

第2章 可见光定位理论基础

本章首先对可见光定位的两个方向：基于 PD 的可见光定位和基于图像传感器的可见光定位所涉及到的原理基础进行了分析介绍，介绍了几种常用的基于 PD 光电探测器的室内定位算法和基于图像传感器的定位算法，接着，介绍了在理想条件下，世界坐标系下的 LED-ID 坐标是如何通过坐标系转换到相机的像素坐标系的，最后，对粒子滤波及其所涉及到的原理进行介绍分析，以上理论是实现可见光定位和跟踪的理论基础。

2.1 基于 PD 的可见光定位方法

2.1.1 RSS 定位方法

接收信号强度算法(Received Signal Strength, RSS)通过利用接收端所接收到的光功率与距离之间的映射关系，推算出接收端与每个 LED 的距离，进而结合三边定位法或极大似然法来实现对接收端三维位置坐标的定位，设 LED 坐标为 $A(x_1, y_1, z_1)$, $B(x_2, y_2, z_2)$, $C(x_3, y_3, z_3)$ ，待定位终端结点 MS 的位置坐标为 (x, y, z) 。依据可见光信道模型推算得出的 MS 节点到三个 LED 的距离分别为 d_1, d_2, d_3 ，则根据欧几里得距离公式，MS 的位置坐标满足公式：

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 + (z_2 - z)^2 = d_2^2 \\ (x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2 + (z_3 - z)^2 = d_3^2 \end{cases} \quad (2-1)$$

根据几何关系即分别以 A, B, C 三点为圆心以 d_1, d_2, d_3 为半径画圆，三圆的交点 O 即为待求解的定位点坐标，如图 2-1 所示，定位过程中对距离的估计难免存在一定误差，假设误差分别为 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ ，则以 A, B, C 点为圆心的圆如虚线所示，这时三个圆不会交于一点，因为在定位的过程中误差是不可避免的，三个圆不交于一点的情况更为普遍，此时根据蒙日定理(Monge's Theorem)，分别对三个圆两两相交的点连线得到 l_1, l_2, l_3 ，其交点 O' 即为待定位终端节点 MS 的位

置坐标。在求解的过程中，为保证方程 2-1 存在唯一解，A，B，C 三点的坐标应满足不共线的条件。

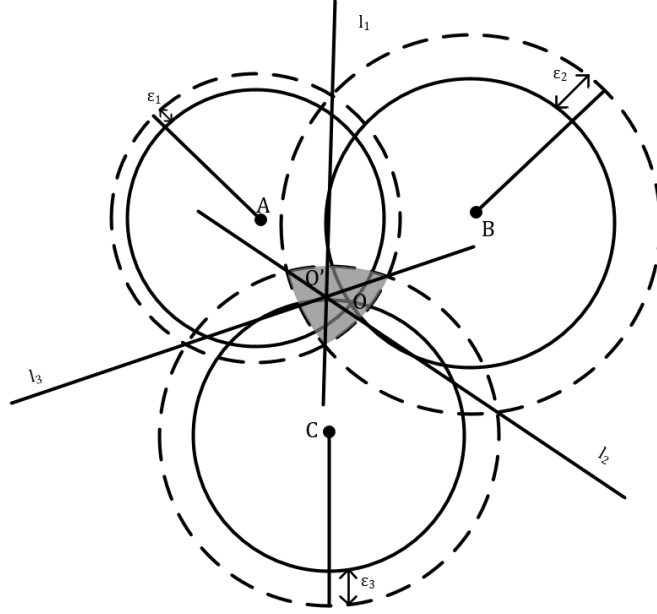


图 2-1 RSS 定位算法几何原理图

通常，在室内定位场景中三个 LED 发送端共面，即公式 2.1 中 $z_1=z_2=z_3=H$ (H 为房间高), $z=0$ ，具体地，公式 2.1 可化简为：

$$\begin{cases} 2(x_2-x_1)x+2(y_2-y_1)y=x_2^2-x_1^2+y_2^2-y_1^2+d_1^2-d_2^2 \\ 2(x_3-x_1)x+2(y_3-y_1)y=x_3^2-x_1^2+y_3^2-y_1^2+d_1^2-d_3^2 \end{cases} \quad (2-2)$$

令 $X=[x,y]^T$ 方程可写为矩阵形式：

$$VX=Q \quad (2-3)$$

其中

$$V=\begin{bmatrix} 2(x_2-x_1) & 2(y_2-y_1) \\ 2(x_3-x_1) & 2(y_3-y_1) \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

$$Q=\begin{bmatrix} x_2^2-x_1^2+y_2^2-y_1^2+d_1^2-d_2^2 \\ x_3^2-x_1^2+y_3^2-y_1^2+d_1^2-d_3^2 \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

矩阵 V, Q 为已知量, X 为待求解向量, 一般使用极大似然法来求解该矩阵方程, 极大似然法具体步骤如下:

根据上式定义残差 ε :

$$\varepsilon = Q - VX \quad (2-6)$$

残差的平方:

$$f(X) = \varepsilon^2 = (Q - VX)^2 = (Q - VX)^T (Q - VX) \quad (2-7)$$

根据公式 2-7, 关于定位的问题至此可转化为求解 $f(X)$ 最小值的问题, 对 $f(X)$ 求导并令其等于零:

$$\frac{df(X)}{d(X)} = 2V^T VX - 2V^T Q = 0 \quad (2-8)$$

对 2-8 式求解即可得到待定位终端的位置坐标, 即:

$$X = (V^T V)^{-1} V^T Q \quad (2-9)$$

式 2-9 的解称为最大似然解, 只要三个 LED 不共线, 该方程组的解唯一。

2.1.2 TOA 和 TDOA 算法

TOA 算法即到达时间算法(Time Of Arrival, TOA), 该算法根据测算 LED 发送端到待定位终端结点 MS 的可见光信号传播时间, 来推算待定位终端节点 MS 到各 LED 之间的距离, 最后根据三边定位算法来推算出终端结点 MS 的坐标, 至少需要三个及以上的 LED 作为定位的发送端, 假设测得的传输时间为 t_i , 则第 i 个 LED 到达终端定位节点的距离为:

$$R_i = t_i \times c \quad (2-10)$$

其中 c 为光速, 由于 c 的数量级远大于室内定位的区域, TOA 定位算法对定位的时间误差较为敏感, 对收发端系统时钟同步要求高, 因此其硬件设备价格高昂, 不适合大规模应用, 一般不单独应用在可见光定位中。

针对 TOA 算法中对收发端系统中时钟同步要求高的缺点, 提出一种通过测量不同发送端到待定位终端节点 MS 时间差的方法即到达时间差(Time Difference Of Arrival, TDOA)算法, 算法通过估计不同发送端到待定位终端节点 MS 的距离之差, 通过双曲线法、最小二乘法等进行定位, 采用基于时间差的方

法，极大的降低了由于需要严格的时间同步对硬件的较高要求，同时一定程度上提高了定位的精度。

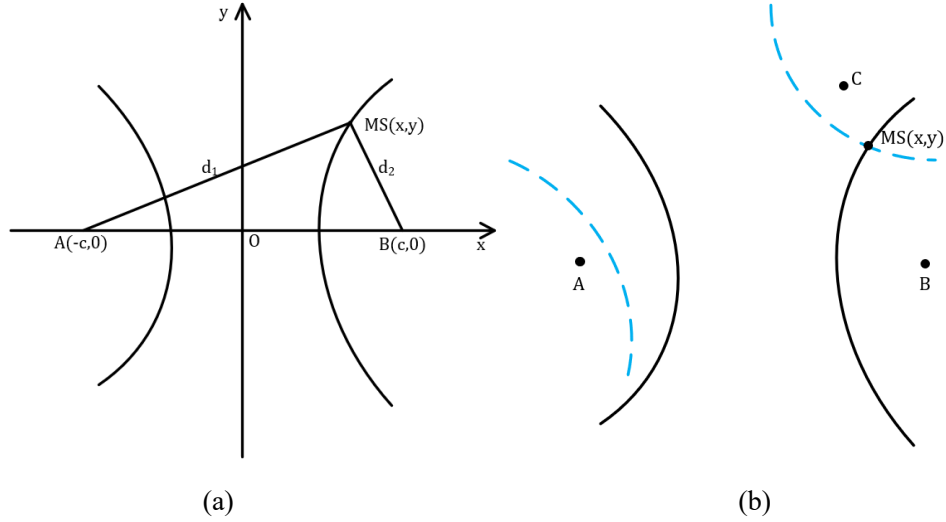


图 2-2 TDOA 定位算法几何原理图

TDOA 算法的几何解释如图 2-2 所示，在二维平面内 A,B 代表两个 LED 的发送端，通过时间差测算得到两 LED 到终端节点的距离之差为 $|d_1 - d_2|$ ，当该距离差小于 A,B 之间的距离时，则待定位终端节点必然在以 A,B 为焦点的双曲线上，如图 2-2(a)所示，如再测得第三个 LED 发送端 C 与 LED 发送端 A 的距离差，同理可再画出一组以 A,C 为交点的双曲线，如图 2-2(b)所示，这两组双曲线的交点即为待定位节点 MS 的位置坐标，该定位算法需要至少三个以上 LED，且这三个 LED 需满足不共线的条件。

2.1.3 AOA 算法

在到达角度定位(Angle Of Arrival, AOA)算法中，待定位终端通过利用特定硬件设备如接收传感器阵列等，测得各 LED 光信号到达待定位终端 MS 的到达角,并测算节点 MS 到各 LED 的方向角，通过利用方向角度信息实现对终端节点 MS 的定位。如图 2-3 所示，各 LED 发送端的方位角为 φ ，仰角为 ψ 。

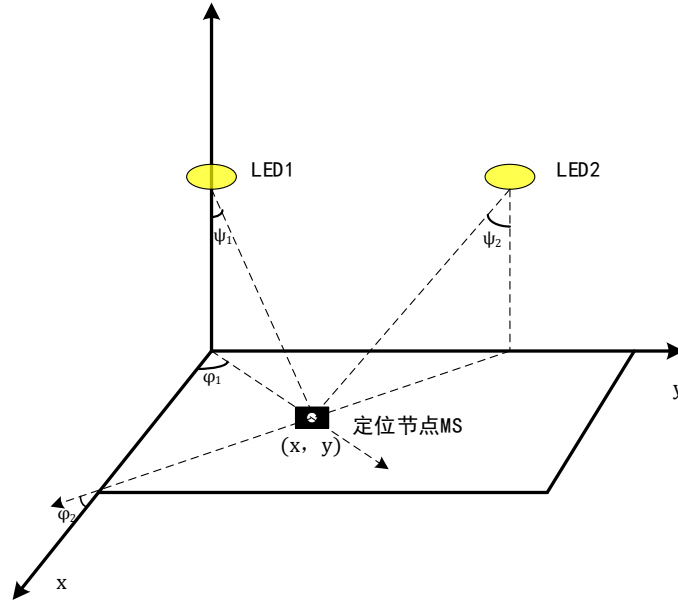


图 2-3 AOA 定位算法几何原理图

图中定位终端节点分别相对于 LED1 和 LED2 的方位角为 φ_1, φ_2 ，仰角为 ψ_1, ψ_2 ，在二维平面内一般只需测得两个方位角即可实现定位，若要实现三维定位还需测得各个仰角，假设待定位终端节点的坐标为 (x, y) ，已知 LED1 和 LED2 的位置坐标分别为 $A(x_1, y_1), B(x_2, y_2)$ ，测得的方位角为 φ_1, φ_2 ，可得：

$$\begin{aligned}\tan(\varphi_1) &= \frac{y - y_1}{x - x_1} \\ \tan(\varphi_2) &= \frac{y - y_2}{x - x_2}\end{aligned}\tag{2-11}$$

化简得：

$$\begin{aligned}x \cdot \tan(\varphi_1) - y &= x_1 \cdot \tan(\varphi_1) - y_1 \\ x \cdot \tan(\varphi_2) - y &= x_2 \cdot \tan(\varphi_2) - y_2\end{aligned}\tag{2-12}$$

由公式 2-12 即可解出待定位节点的坐标 (x, y) ，AOA 定位算法一般对硬件设备要求较高，价格高昂，一般不单独应用在定位系统中，常与 RSS 等算法混合使用。

2.2 理想成像条件下可见光图像定位方法

2.2.1 相机成像中的坐标系

在相机定位模型中常涉及到四个坐标系之间的转换，它们分别为：**世界坐标系、相机坐标系和图像坐标系以及像素坐标系**，世界坐标系通常为客观物理世界上的坐标系，也称为客观坐标系，在本文的定位模型中，我们假设房间中的一个角落为世界坐标系的原点；相机坐标系以相机自身作为参考，其坐标系的原点为相机透镜的光心位置；相机的图像坐标系是以相机的成像平面而建立的坐标系；其原点为相机的光轴与成像平面的交点；像素坐标系是以相机输出的图像为基准而建立的坐标系，其原点为图像左上角的第一个像素点。三维世界中的一点通常是通过这几个坐标系之间的相互转换，最终得到该点在像素坐标系上的投影坐标的。在理想成像条件下这几个坐标系之间的映射关系如图 2-4 所示。为了方便计算，通常将成像平面重新排列至和相机平面同一方向，以消除负号。

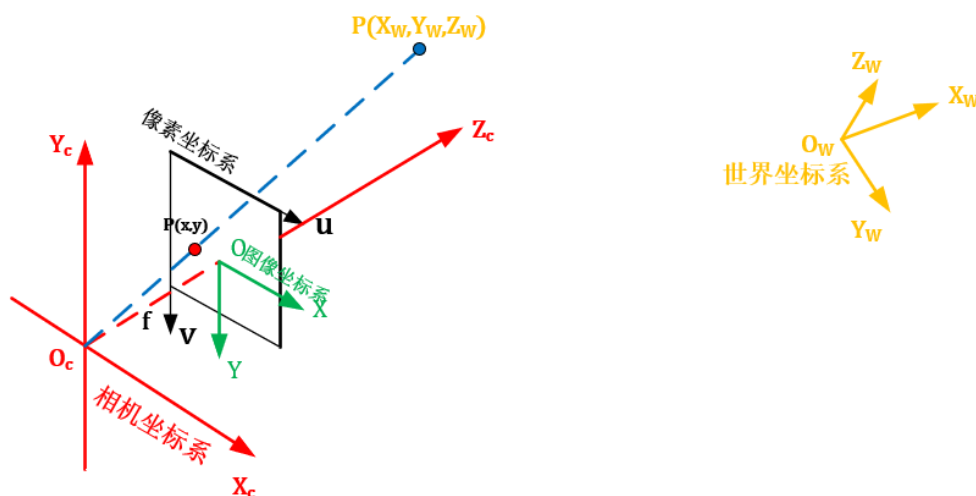


图 2-4 相机成像模型中的四个坐标系

2.2.2 世界坐标系与相机坐标系的关系

世界坐标系和相机坐标系之间是通过平移和旋转来实现转换的，若只考虑世界坐标系绕 Z 轴旋转的情况，其向相机坐标系转换的过程不涉及大小形变的变化，旋转过程如图 2-5 所示。

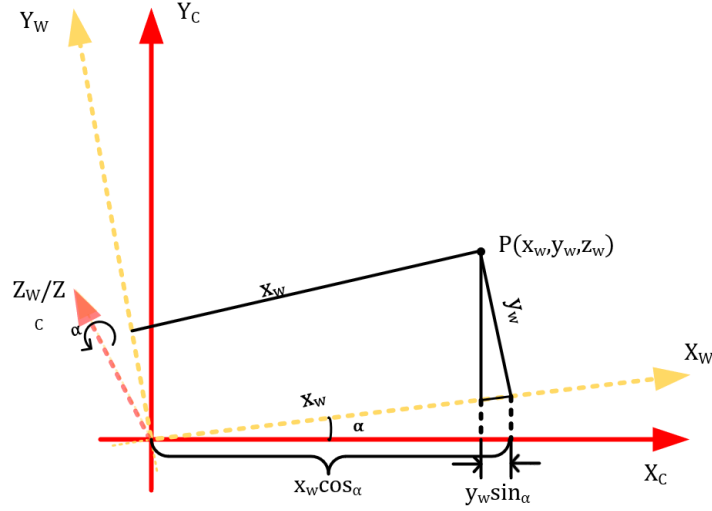


图 2-5 世界坐标系与相机坐标系

假设世界坐标系中的一点 $P_w = (X_w, Y_w, Z_w)^T$ ，其在相机坐标系中的坐标为 $P_c = (X_c, Y_c, Z_c)^T$ ，则 $Z_c = Z_w$ ，相机坐标系中 X_c 的坐标为 $X_c = X_w \cos \alpha - Y_w \sin \alpha$ ， Y_c 的坐标为 $Y_c = X_w \sin \alpha + Y_w \cos \alpha$ ，其中 α 为相机坐标系绕 Z 轴的方向旋转角，写为矩阵形式：

$$p_c = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} p_w \quad (2-13)$$

用 $R_Z(\alpha)$ 表示世界坐标系到相机坐标系以 Z_c 为主轴旋转 α 角度形成的方向旋转矩阵，则：

$$R_Z(\alpha) = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2-14)$$

同理可得，世界坐标系分别绕 X_c 轴、 Y_c 轴的方向旋转 θ, ω 角度的旋转矩阵 $R_X(\theta), R_Y(\omega)$ 为：

$$R_X(\theta) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & \sin \theta \\ 0 & -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \quad (2-15)$$

$$R_Y(\omega) = \begin{pmatrix} \cos \omega & 0 & -\sin \omega \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \omega & 0 & \cos \omega \end{pmatrix} \quad (2-16)$$

每个旋转矩阵都为 3×3 的正交单位矩阵, 满足 $RR^T = RR^{-1} = E$, E 为单位矩阵, 而总的旋转矩阵:

$$R = R_Z(\alpha) \cdot R_X(\theta) \cdot R_Y(\omega) \quad (2-17)$$

之后考虑平移, 假设平移量为 t_i , 只需将平移量加在旋转矩阵之后即可, 由此可得到世界坐标系坐标到相机坐标系坐标之间的转换矩阵表达式为:

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{pmatrix} = R \begin{pmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{pmatrix} \quad (2-18)$$

令 $T = (t_1, t_2, t_3)^T$ 转化为增广形式如下:

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2-19)$$

2.2.3 相机坐标系和图像坐标系的关系

相机坐标系中的一点 $P_c = (X_c, Y_c, Z_c)$ 到图像坐标系坐标 $P = (x, y)$ 之间的转换满足小孔成像和相似三角形原理, 在三维相机坐标系中 LED 光源与成像坐标点之间投影比例关系为:

$$\frac{X_c}{x} = \frac{Y_c}{y} = \frac{Z_c}{f} \quad (2-20)$$

其中 f 代表相机透镜的焦距, 将式(2-20)之间的转换关系写为矩阵形式如下:

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{Z_c} \begin{pmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2-21)$$

2.2.4 LED 光源理想成像

由图像坐标系到像素坐标系之间的转换，即将二维的图像坐标 $P = (x, y)$ 转化到像素坐标 $P = (u, v)$ 上，这两个坐标系位于同一平面，像素坐标系的单位为像素，如图 2-6 所示。这两个坐标系之间的转换可用矩阵形式表示：

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2-22)$$

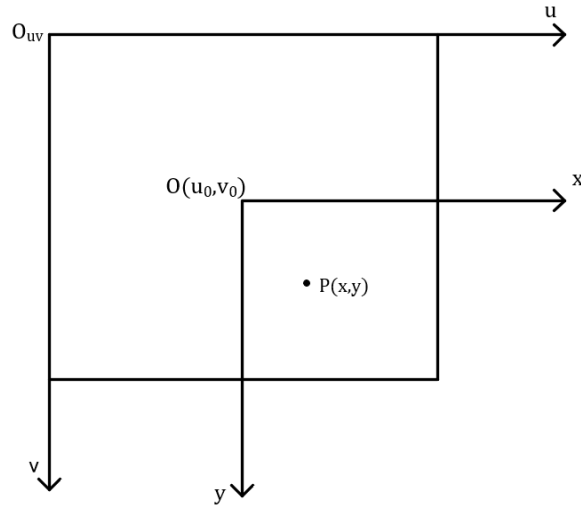


图 2-6 图像坐标系与像素坐标系

其中， (u_0, v_0) 代表图像坐标系中的原点在像素坐标系中的像素坐标， d_x 、 d_y 为相机成像过程中每个像素的物理尺寸，这几个参数共同构成相机转换模型中的内参矩阵。根据以上分析，总结得到从世界坐标系到相机坐标系之间的转换关系：

$$z_c \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2-23)$$

表达式(2-22)反映了 LED 光源从世界坐标系到像素坐标系之间的理想成像转换关系，是基于事件数据实现可见光图像定位的依据。

2.3 基于粒子滤波的可见光移动定位原理

2.3.1 贝叶斯滤波

贝叶斯滤波的本质是根据先验知识，和当前时刻得到的观测数据 z_k ，对系统状态变量的后验概率 $P(x_k|z_{1:k})$ 进行估计，假设 $k-1$ 时刻的概率密度分布函数为 $P(x_{k-1}|z_{1:k-1})$ ，系统状态转移概率为 $P(x_k|x_{k-1})$ ，由一阶 Markov 假设得到当前时刻的先验概率 $P(x_k|z_{1:k-1})$ 为：

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1})p(x_{k-1} | z_{1:k-1})dx_{k-1} \quad (2-24)$$

得到 k 时刻的观测数据 z_k 之后，对先验概率 $P(x_k|z_{1:k-1})$ 进行更新，实现从先验概率到后验概率 $P(x_k|z_{1:k})$ 的推导，以此使目标更加接近真实状态，根据贝叶斯公式：

$$\begin{aligned} p(x_k | z_{1:k}) &= \frac{p(z_{1:k} | x_k)p(x_k)}{p(z_{1:k})} \\ &= \frac{p(z_k | z_{1:k-1}, x_k)p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(z_k | x_k)p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \end{aligned} \quad (2-25)$$

式中 $p(z_k|z_{1:k-1}) = \int p(z_k|x_k)p(x_k|z_{1:k-1}) dx_k$ 是一个归一化常数，称为证据， $p(z_k|x_k)$ 称为似然性，其实际意义是系统状态由 x_{k-1} 转移到 x_k 时与观测值 z_k 的相似程度。根据式(2-24)和(2-25)可以分为预测和更新两个阶段来实现贝叶斯递推过程，然而，在实际的计算过程中式(2-24)的积分计算是非常具有挑战性的，同时对于一些在非线性非高斯系统中，概率密度函数无法用解析式表示，实现积分运算较为困难。蒙特卡洛方法通过将积分运算转换为求和运算，极大的降低了计算的复杂度，粒子滤波的算法就是通过引入蒙特卡洛的思想来实现后验概率估计的。

2.3.2 蒙特卡洛方法

蒙特卡罗方法是基于概率统计原理，采用大数定理来求解比较复杂的数学物理等问题的方法，在一些概率密度函数无法用解析式得到或积分运算计算量大的场景中，其基本思路是通过大量抽样来逼近待测变量的概率分布，抽取的粒子数目越多越能接近其后验概率分布 $P(x_k|z_{1:k})$ ，其越能接近全局最优分布。

基于蒙特卡洛原理，假设从 $P(x_k|z_{1:k})$ 中采样 N 个样本，则可式(2-26)近似计算后验概率密度：

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_k - x_k^i) \quad (2-26)$$

其中 δ 为狄拉克函数，若计算对系统的状态进行估计，则就是计算状态序列函数 g_k 的期望：

$$\begin{aligned} E(g_k(x_k)) &= \int g_k(x_k) p(x_k | z_{1:k}) dx_k \\ \overline{E(g_k(x_k))} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_k(x_k^i) \end{aligned} \quad (2-27)$$

当采样样本 $N \rightarrow \infty$ 时， $\overline{E(g_k(x_k))}$ 称为 $E(g_k(x_k))$ 的无偏估计，离散样本的数学平均值以概率 1 收敛到近似状态值 $E(g_k(x_k))$ ，即：

$$p(\lim_{N \rightarrow \infty} \overline{E(g_k(x_k))} = E(g_k(x_k))) = 1 \quad (2-28)$$

若 $\text{var}[g_k(x_k)] < \infty$ ，由中心极限定理根据概率收敛可得：

$$\sqrt{N}(\overline{E(g_k(x_k))} - E(g_k(x_k))) \rightarrow N(0, \text{var}[g_k(x_k)]) \quad (2-29)$$

2.3.3 粒子滤波原理

根据蒙特卡洛的思想和递推贝叶斯估计方法，粒子滤波采用一簇符合真实后验概率分布的粒子，来替代真实后验概率分布函数，以此将复杂的积分运算转换为粒子求和问题，在基于可见光的定位跟踪过程中，粒子滤波算法有效提高了对待定位节点的定位跟踪能力，实现对移动目标轨迹跟踪。

基于此引入一个与后验概率密度为同分布的概率分布 $q(x_{0:k}|z_{1:k})$ ，称为重要性函数，依据贝叶斯重要性采样定理，可对分布 $q(x_{0:k}|z_{1:k})$ 中的采样粒子进行加权求和来近似后验概率分布 $P(x_k|z_{1:k})$ ，式(2-27)即可转化为：

$$\begin{aligned}
 E(g_k(x_k)) &= \int g_k(x_{0:k}) \frac{p(x_{0:k} | z_{1:k})}{q(x_{0:k} | z_{1:k})} q(x_{0:k} | z_{1:k}) dx_{0:k} \\
 &= \int g_k(x_{0:k}) \frac{p(z_{1:k} | x_{0:k}) p(x_{0:k})}{p(z_{1:k}) q(x_{0:k} | z_{1:k})} q(x_{0:k} | z_{1:k}) dx_{0:k} \\
 &= \int g_k(x_{0:k}) \frac{w_k(x_{0:k})}{p(z_{1:k})} q(x_{0:k} | z_{1:k}) dx_{0:k}
 \end{aligned} \tag{2-30}$$

式(2-30)中 $w_k(x_{0:k})$ 为非归一化的重要性权重:

$$w_k(x_{0:k}) = \frac{p(z_{1:k} | x_{0:k}) p(x_{0:k})}{q(x_{0:k} | z_{1:k})} \tag{2-31}$$

对于 $p(z_{1:k})$ 根据全概率公式化简, 则式(2-30)可化简得到:

$$E(g_{0:k}(x_k)) = \int \frac{g(x_{0:k}) w_k(x_{0:k}) q(x_{0:k} | z_{1:k})}{\int w_k(x_{0:k}) q(x_{0:k} | z_{1:k}) dx_{0:k}} q(x_{0:k} | z_{1:k}) dx_{0:k} \tag{2-32}$$

根据蒙特卡洛思想, 从概率密度分布为 $q(x_{0:k} | z_{1:k})$ 的分布中采样 N 个样本, 上式可近似表示为:

$$\begin{aligned}
 \overline{E(g_{0:k}(x_k))} &= \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_k(x_{0:k}^i) w_k(x_{0:k}^i)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_k(x_{0:k}^i)} \\
 &= \sum_{i=1}^N g_k(x_{0:k}^i) w_k'(x_{0:k}^i)
 \end{aligned} \tag{2-33}$$

其中 $w_k'(x_{0:k}^i)$ 为归一化的权值:

$$w_k'(x_{0:k}^i) = \frac{w_k(x_{0:k}^i)}{\sum_{i=1}^N w_k(x_{0:k}^i)} \tag{2-34}$$

通过贝叶斯重要性采样(Bayesian Importance Sampling, BIS)方法在估计系统后验概率 $P(x_k | z_{1:k})$ 时, 需要结合所有的观测数据, 随着时间的推移, $k+1$ 时刻获取到的最新观测数据 z_{k+1} , 将重新会被用于计算重要性权重, 计算量将会不断增大, 通过引入序贯重要性采样(Sequential Importance Sampling, SIS), 采用递推的方式更新权值, 可有效降低了计算量, 假设实验系统是 Markov 过程, 将重要性函数改写为:

$$w_k(x_{0:k}) = \frac{p(z_{1:k} | x_{0:k})p(x_{0:k})}{q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k})q(x_{0:k-1} | z_{1:k-1})} \quad (2-35)$$

其中, $q(x_{0:k} | z_{1:k}) = q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k})q(x_{0:k-1} | z_{1:k-1})$, 为概率密度分布的递推形式, 根据权值公式(2-31), 若 $k-1$ 时刻的权值公式为:

$$w_{k-1}(x_{0:k-1}) = \frac{p(z_{1:k-1} | x_{0:k-1})p(x_{0:k-1})}{q(x_{0:k-1} | z_{1:k-1})} \quad (2-36)$$

由此可推导出, 权值的递推公式:

$$w_k(x_{0:k}) = w_{k-1}(x_{0:k-1}) \frac{p(z_k | x_k)p(x_k | x_{k-1})}{q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k})} \quad (2-37)$$

通过序贯重要性采样(Sequential Importance Sampling, SIS), 估算出后验概率分布 $P(x_k | z_{1:k})$ 的递推形式:

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (2-38)$$

序贯重要性采样(Sequential Importance Sampling, SIS)根据重要性概率密度函数 $q(x_{0:k} | z_{1:k})$ 进行随机采样, 得到粒子组合 $\{x_k^i\}^N$, 通过得到的最新观测数据, 以递推的方式更新权值, 从而更新最新的粒子分布, 随着几次跟踪迭代后, 只有一小部分的粒子的状态与跟踪目标的状态同步, 而权值较小的粒子状态与目标的状态关系不大, 这样会造成计算资源的浪费, 这种现象称为粒子退化现象, 为了解决这一问题, 可通过重要性重采样的方法, 对粒子进行重新选择, 只对权重较大的粒子进行状态估计和复制, 舍弃权值较小的粒子, 使得粒子在经过几次迭代后, 粒子仍然存在于概率分布的高似然区域。通过引入 N_{eff} 来衡量粒子退化的程度:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} \quad (2-39)$$

其中, N_{eff} 越小表示粒子退化越严重, 设置有效状态阈值 N_t , 当 $N_{eff} \leq N_t$ 表明需要重采样, 重采样前后, 粒子的数目不会发生变化, 在重采样前粒子样本的集合和权重为 $\{\hat{x}_k^i, \bar{w}_k^i\}_{i=1}^N$, 重采样后变为 $\{x_k^i, 1/N\}_{i=1}^N$, 重采样的实现流程为:

第一步: 产生 N 个在区间 $[0,1]$ 内服从均匀分布的随机数组 $\{u_j \sim U(0,1)\}_{j=1}^N$ 。

第二步：从原权值样本 $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 抽样产生累计分布 $\{P(j=i) = \bar{w}_k^i\}$ 。

第三步：判断 u_j 是否落入累计分布区间 $P(j \leq i-1) < u_j < P(j \leq i)$ ，若在区间内则保留粒子否则舍弃。

重采样的示意图如图 2-7 所示，重采样流程的本质是将大权重的粒子分为若干权重为 $1/N$ 的粒子，并舍弃权重较小的粒子。

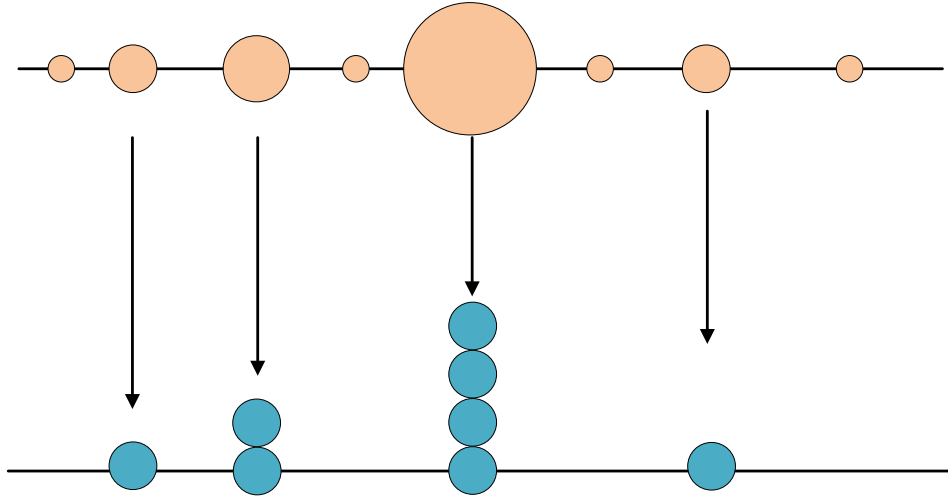


图 2-7 重采样示意图

2.4 本章小结

本章首先介绍了基于 PD 的可见光传统定位算法，介绍了 RSS、TOA、TDOA、AOA 的原理和理论公式以及它们的应用场景，然后，介绍了在理想成像条件下基于图像传感器的可见光定位算法，分析了在图像传感器下，相机的四个坐标系，阐述了这几个坐标系之间的相互转换关系。同时给出在物理世界坐标系中的一点是如何通过坐标关系之间的转换在像素坐标系下对应坐标下成像的，说明了 LED 在理想成像条件下，由世界坐标系中的一点到像素坐标系下坐标的转换原理，这是基于事件数据来实现对事件相机终端定位的基础。最后，在以上对可见光定位分析介绍的基础上，阐述了可见光移动定位所设计到的跟踪原理，介绍了一种非线性系统的跟踪滤波算法-粒子滤波，并介绍了粒子滤波所使用到的蒙特卡洛方法，和相关的贝叶斯滤波原理，确定了基于粒子滤波方法来实现可见光移动定位跟踪的方案。

第3章 基于事件数据的LED信标检测和定位方法研究

本章首先分析了事件相机(Event Camera)中的噪声模型,背景噪声被认为是事件相机中最明显的一类噪声,对LED信标检测的影响最大。通过对噪声模型的分析,同时为了避免由于相机运动所产生的大量背景事件对LED-ID频率检测的干扰,提高对相关LED信标检测的准确率,LED-ID的闪烁频率设置在600-1500Hz之间较为合适,本文采用固定占空比为50%的PWM信号输入到LED驱动,频率设置在600Hz-1500Hz。接着,提出一种基于事件数据的LED信标检测方法——信标频率映射法,通过实测分析,信标频率映射法在保证计算复杂度维持在一定区间内的同时,提高了在噪声和高速运动场景下LED信标检测的性能,具有较高的检测准确率。最后,分析了相机的非线性成像模型和其在定位场景下的相机姿态对定位精度的影响,并通过相机畸变矫正,优化了定位误差,实现了基于事件数据的较高精度定位。

3.1 事件相机噪声

由于DAVIS346事件相机可同时输出灰度帧图像和事件流数据,本文主要研究基于事件数据的可见光图像定位,事件流数据中的噪声类型与传统的灰度图像中的噪声类型存在有区别,事件相机的事件流数据噪声主要有以下几种:

背景噪声(Background Activity Noise, BN)。当相机中的某一像素点,产生了不是由于环境中触发的事件源而产生的事件即被认为是背景噪声,即该像素点不该有事件发生却发生了,背景噪声的产生原因和电路器件的不稳定有关,可主要有:热噪声(Thermal Noise)、电荷注入效应(Charge Injection)、开关漏电流(Leakage of the Transistor Section of the Reset Switch)等原因造成,背景噪声被认为是最明显的一类噪声,本文在室内环境下实测了一具有800Hz闪烁频率的静止LED,针对其生成的事件流数据,分别以时间戳 t 和像素位置坐标 (x,y) 建立三维坐标轴 t - x - y ,对于以时间先后顺序输出的事件流,在 t - x - y 对应的时空位置逐个标出每个事件,即可得到关于事件流数据的三维可视化效果图,如图3-1(a)所示,因为每个事件具有极性,通过区分每个事件的极性得到不同极性颜色的效果

图,如图3-1(b)所示,通过事件流数据的三维效果图可看出,在LED的像素坐标位置附近,产生了许多不是由于事件源而产生的事件即噪声,这些事件流噪声类型大多数是背景噪声,一般事件相机在出厂时厂商会提供这一性能指标,常见的事件相机噪声值一般在0.03~0.2(events/pix/s,25摄氏度)之间。背景噪声符合泊松分布:

$$p(N(t) = n) = \frac{(\lambda t)^n}{n!} e^{-\lambda t} \quad (3-1)$$

其中 λ 表示每个像素点噪声产生的速率(events/pix/s), n 表示 t 时间内共产生的噪声事件个数。

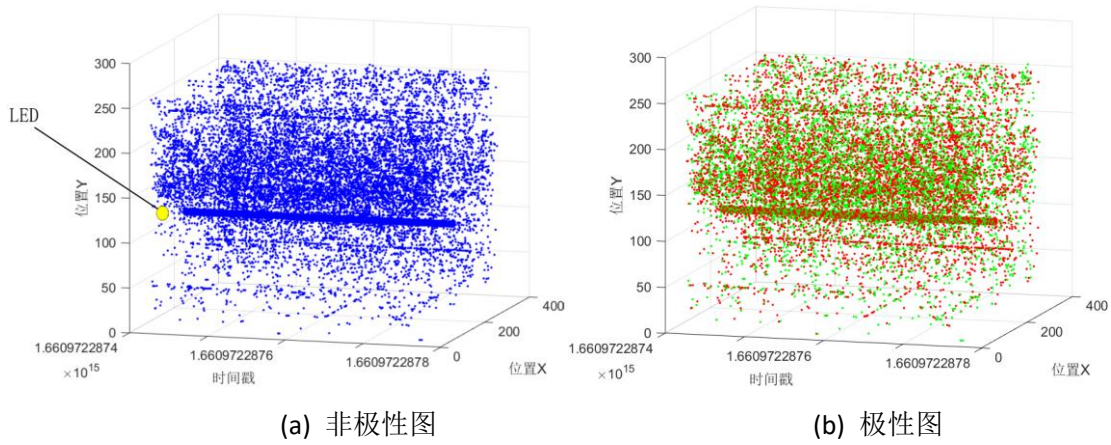


图3-1 实测场景下,800Hz频率LED的噪声分布

除了以上背景噪声这一主要的事件流噪声外,事件噪声还包括阈值波动引起的噪声和热点噪声(Hot pixel / White pixel)等,触发事件相机产生事件的光强变化阈值并不是个常量,其与当前时刻的亮度有关,阈值常设定在光强变化的10%-50%之间,是光强的恒定百分比,但是在实际电路中,由于电路中比较电流的不稳定,阈值常以 C 为中心的正态分布上下波动,分布的方差 σ 通常为当前阈值 C 的2-4%。由于阈值 C 的波动常会造成,达到阈值后没有事件产生,以及还没达到预先固定的阈值即产生了事件的现象产生。事件流数据中的热点噪声则和传统相机一样,由于相机中某一像素点的损坏或相机中充放电装置存在问题导致产生了高频的事件,即在时间轴上某一像素点一直出现的事件。

3.2 基于信标频率映射的信标检测方法

根据上节对事件相机各类型噪声的分析和在实测场景中事件噪声分布的特点, 本文设定相关LED-ID的闪烁频率在600-1500Hz之间较为合适, 较高的闪烁频率可以避免由于相机运动所产生的大量背景事件对LED-ID频率检测的干扰, 提高对相关LED信标检测的准确率。本节基于事件相机所采集到的特定频率的LED-ID的事件数据, 提出一种基于信标频率映射的LED信标检测方法, 算法的输入是表示单个像素亮度变化的事件序列, 输出为相应频率的LED-ID在事件相机上的像素坐标, 算法处理异步事件数据主要分为三个阶段: 从事件时间序列到极性转换事件的转化、从极性转换事件到时间转换间隔间的转化、基于事件转换间隔生成频率映射图, 最后根据信标频率映射求得所求频率LED-ID的像素位置坐标。

3.2.1 事件序列到极性转换事件

针对特定频率的LED-ID, 基于频率映射的LED信标检测方法的输入是事件相机所采集到的事件序列, 用 k 表示事件序列的第 k 个索引, 这些索引事件序列是以时间的顺序保存为事件数据的, 其时间分辨率可以达到微秒量级, 事件相机较高的时间分辨率, 是其能识别不同频率的LED信标的基础, 事件序列可以描述成如下形式:

$$events = (t_k, pos_k, p_k) \quad (3-2)$$

其中, t_k 代表该事件的时间戳, 为标量形式, 时间戳在时间上是不相等的, 因为事件是由每个像素异步生成的, 不可能在同一时间, 同一像素点产生多个事件, 时间戳的单位为 us , pos_k 表示产生事件的像素坐标 $pos_k = (x_k, y_k)^T$ 。 $p_k \in \{on, off\}$ 表示事件的极性, 其中 on 为正极性事件, 表示该像素点在此时刻感知到的光强增大, off 为负极性事件, 代表该像素点在此时刻感知到的光强减小, 事件极性 p_k 准确的反映了相关像素点瞬时亮度的变化。由此可见, 单个事件序列为一四维的向量, 其中包含了一维的时间信息和两维的事件像素坐标信息, 以及该像素点在短时间内亮度变化的极性信息。

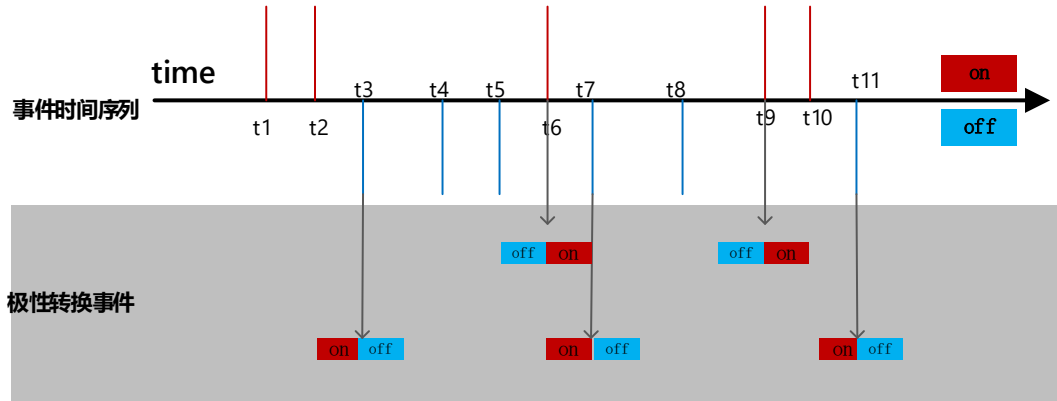


图 3-2 单个像素点计算极性转换事件的逻辑

基于频率映射的信标检测方法第一步是将极性为 $p_k \in \{on, off\}$ 的事件序列，转化为极性转换类型 $q_k \in \{on \rightarrow off \text{ 或 } off \rightarrow on\}$ 的极性转换事件，同时，保留其事件序列的相关时间戳 t_k 和像素坐标 pos_k 。这一转化是基于每个像素点独立完成的，其转化逻辑为，在每个像素点的一段事件序列里，首先记录上一个事件极性 $p_{k-1} \in \{on, off\}$ 和时间戳 t_{k-1} ，在当前的事件极性 p_k 中如果 p_k 的极性与 p_{k-1} 极性相反则产生一个极性转换事件，同时记录该像素点的相关坐标 pos_k ，存入极性转换事件内，极性相同则不产生极性转换事件，极性转换事件的产生规则如表 3-1 所述，极性转换事件的形式为：

$$transitions = (t_k, pos_k, q_k) \quad (3-3)$$

其中 t_k 代表引起产生极性转换事件的第二个事件的时间戳， q_k 表示极性转换的类型，即 $q_k \in \{on \rightarrow off \text{ 或 } off \rightarrow on\}$ ， pos_k 表示产生极性转换事件所对应的像素坐标 $pos_k = (x_k, y_k)^T$ 。在特定像素点的一段事件序列里，由事件序列到极性转换事件之间的转化逻辑，如图 3-2 所示。

表 3-1 极性转换事件产生规则

上个事件	当前事件	极性转换事件
(pos_{i-1}, on, t_{i-1})	(pos_i, on, t_i)	不产生
	(pos_i, off, t_i)	$(pos_i, on \rightarrow off, t_i)$
$(pos_{i-1}, off, t_{i-1})$	(pos_i, on, t_i)	$(pos_i, off \rightarrow on, t_i)$
	(pos_i, off, t_i)	不产生

3.2.2 极性转换事件到极性转换间隔

在对LED信标检测的过程中,因为每个LED-ID都有固定的闪烁频率,LED共产生两种类型的极性转换事件,即由事件的正极性到负极性的转换 $q_k = on \rightarrow off$ 或者事件的负极性到正极性 $q_k = off \rightarrow on$ 之间的转换,因此,只要我们知道在特定像素点,同一极性转换事件之间的转换间隔 I_{trans} 即可推算出在该像素点相关LED-ID的闪烁频率。所以推算出相同极性转换事件之间的时间间隔 I_{trans} 是有必要的,基于频率映射图的信标检测方法的第二步就是将极性转换事件,转化为极性转换间隔。

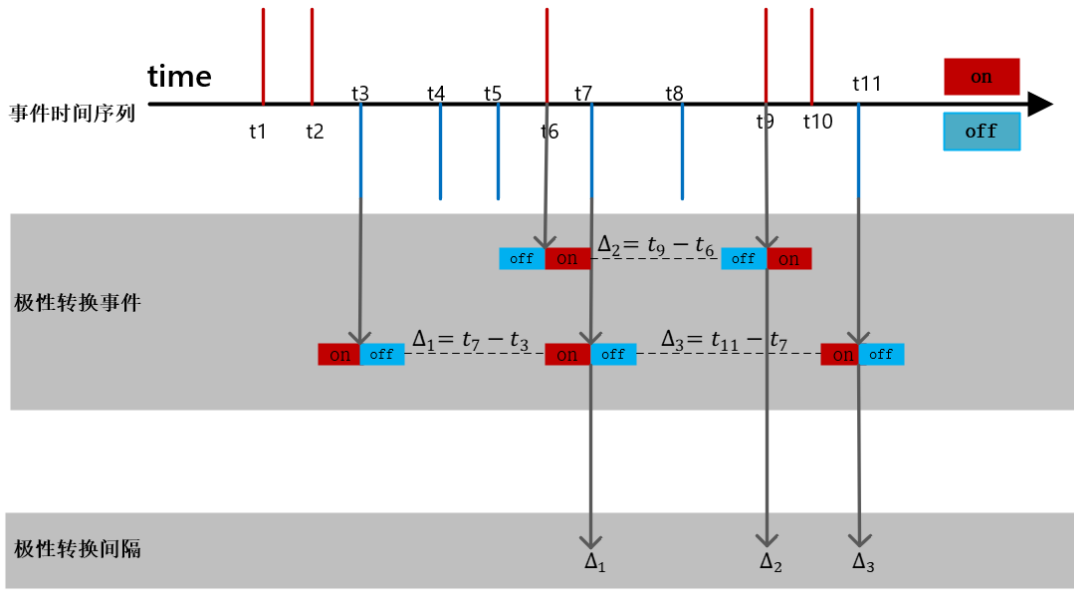


图 3-3 单个像素点计算极性转换间隔的逻辑

首先,在每个像素点,我们记录在该像素点处的上一极性转换事件的极性转换类型 $q_k, q_k \in \{on \rightarrow off \text{ 或 } off \rightarrow on\}$,接着,对该像素点接下来的任一极性转换类型的极性转换事件,若与上一个极性转换事件的极性转换类型相同,则生成一个极性转换间隔事件,其形式为:

$$interval = (t_k, pos_k, \Delta_k) \quad (3-4)$$

其中, $\Delta_k = I_{trans}$, 为同类型极性转换事件之间的间隔, t_k 为第二个极性转换事件的时间戳,其转化逻辑,如图 3-3 所示。根据极性转换间隔的形式,极性转换间隔不再记录事件的极性信息,而是引入同一极性转换事件之间的间隔 Δ_k ,因为在接下来检测 LED-ID 信标的过程中,已无需再使用事件的极性信息。

3.2.3 基于极性转换间隔生成信标频率映射

通过上文对事件数据的两个阶段的处理，将事件序列转化为极性转换间隔，针对特定 LED-ID 所对应的像素坐标，通过每个极性转换间隔 $interval = (t_k, pos_k, \Delta_k)$ 即可粗略的估计出该像素点对应 LED-ID 的闪烁频率 f_i ，即：

$$f_i \approx \frac{1}{\Delta_k} \quad (3-5)$$

根据极性转换间隔中的 Δ_k 来估计 LED-ID 频率的方法，精度有限，并不适用于存在噪声和有背景运动的检测条件下，通过分析在一定时间段内对 500Hz 闪烁频率的 LED-ID 对应像素点的实测所得到的同类型极性转换事件间隔 Δ_k 的分布结果，如图 3-4 所示， $1/\Delta_k$ 的分布，在其 LED-ID 相关频率上近似服从高斯分布，根据极性转换间隔中 Δ_k 分布的特点，在第三阶段提出一种，基于极性转换间隔生成信标频率映射的方法，其详细计算方法如下：

首先，在本文中我们假设有 n 组要跟踪检测的 LED 信标，共 n 个频率 $f_i, i \in \{1, 2 \dots n\}$ 。该算法的第三阶段即针对每一个频率，分别构建一个信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$ ，它是一个二维的变量，其在每一维上的个数等于相机的图像分辨率。

信标频率映射可以解释为其是不同的 LED 信标在该像素点的可能性概率，每个极性转换间隔，都会给所有的信标频率映射按照规则贡献不同权重。这样我们就可以利用到所有的极性转换间隔，而不是将一个极性转换间隔固定地分配给特定的信标频率 f_i 。该算法对于存在噪声和有背景运动的场景下的信标检测具有较强鲁棒性，对于不存在噪声的数据，也具有较为精确的检测性能。

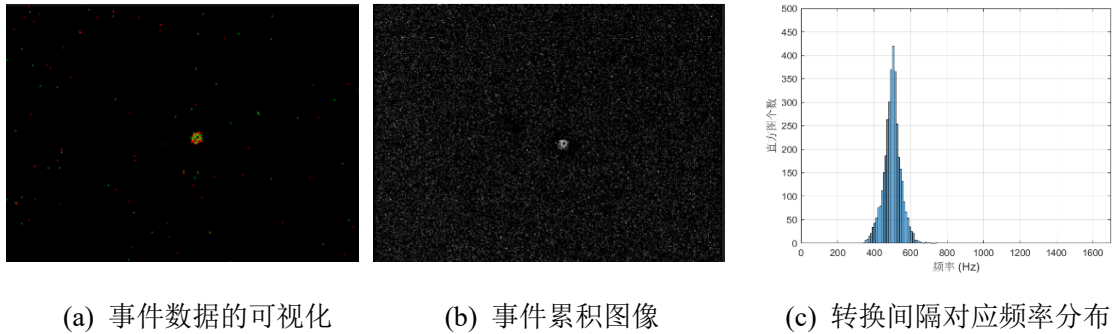


图 3-4 单个 LED-ID 事件数据的可视化

接着,说明由极性转换间隔来生成对应信标频率映射的规则,时间间隔为 Δ_k 的极性转换间隔,对频率为 f_i 的信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$ 所贡献的权重正比于 $p(\Delta_k|f_i)$,其中 $p(\Delta_k|f_i)$ 代表频率为 f_i 的 LED 信标,所产生 Δ_k 的极性转换间隔的概率分布。根据图 3-4,本文将 $p(\Delta_k|f_i)$ 近似为高斯分布,其表达式如下:

$$p(\Delta_k | f_i) = N(\frac{1}{\Delta_k} - f_i, \sigma^2) \quad (3-6)$$

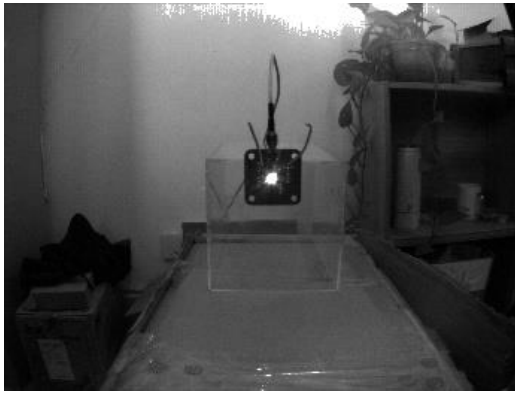
最后,在本文的实验设置中,将标准差 σ 设置为 30Hz,信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$,根据在 $1/f_i$ 的时间间隔内,所有生成的极性转换间隔中的 Δ_k 来生成,通过将 Δ_k 带入标准差 σ 为 30Hz 的高斯函数,得到在该时间段内的一个 Δ_k 对信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$ 所贡献的权重,在像素 $< x, y >$ 处,时间为 t 的信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$,等于在时间 $[t - 1/f_i, t]$ 内该像素点所有的 Δ_k 所贡献的权重之和,其表达式如下:

$$I_i(< x, y >, t) = \sum_{t_{kn} \in [t - \frac{1}{f_i}, t] \cap \langle x_k, y_k \rangle = \langle x, y \rangle} N(\frac{1}{\Delta_k} - f_i, \sigma^2) \quad (3-7)$$

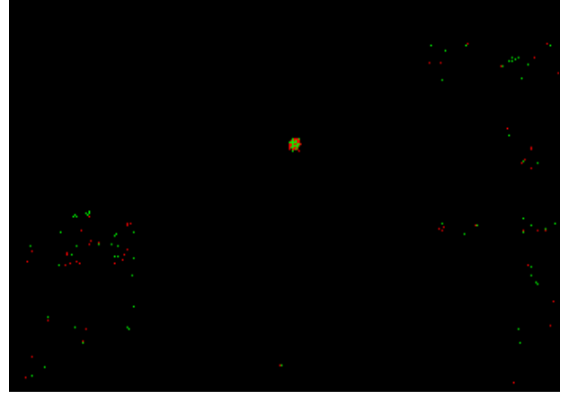
为了增加对相关频率 LED-ID 像素位置坐标检测的鲁棒性,可以将信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$ 的生成时间间隔,由 $1/f_i$ 扩大到 $1/f_i$ 的倍数,通过以牺牲对信标检测的延迟来换取对 LED-ID 信标检测的鲁棒性。

信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$ 可以解释为,第 i 个频率为 f_i 的 LED-ID 信标,在像素位置为 x, y 处的可能性概率,它是一个二维的变量,其在对应 x, y 位置处的值越大,表明频率为 f_i 的 LED 越有可能在该像素位置处,因此, $I_i(< x, y >, t)$ 的极大值位置索引,即可近似认为是频率为 f_i 的 LED-ID 在相机像素坐标系下的像素坐标。

针对 800Hz 频率的 LED 所采集的事件数据,通过信标频率映射的方法,检测到的 LED 信标可视化结果如图 3-5 所示,可以得到其在像素坐标的 $<120, 179>$ 处存在一个极大峰值。通过实测结果表明,信标频率映射是存在多个峰值的,在其真实对应的信标位置处会有一个强峰值,而在其他的信标位置处也会有一个较低的峰值,因为根据公式(3-6),每个极性转换间隔,对于其他的信标频率映射也有微弱的权重贡献。



(a) 事件相机输出灰度帧图像



(b) 事件流数据的可视化(绿色为正极性)

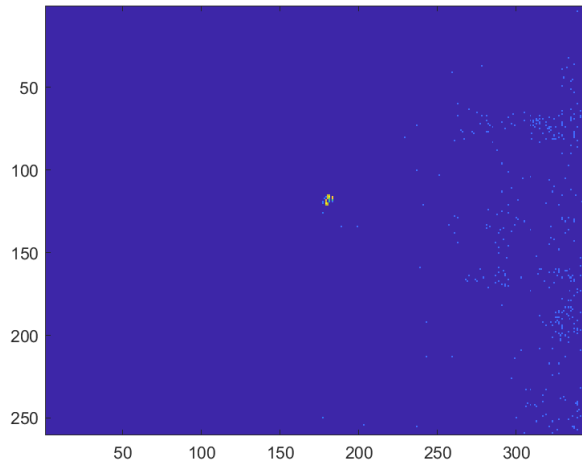
(c) 信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$ 的可视化结果

图 3-5 基于信标频率映射的 LED-ID 信标可视化检测结果

3.3 基于事件数据的可见光图像定位

利用事件相机作为可见光定位终端，基于事件相机感知到的事件流数据来实现可见光图像定位，事件流数据相较于传统 CMOS 传感器的帧图像极大的降低了数据量，其相较于传统的可见光图像定位，具有高时间分辨率、高动态范围(120dB)的优势，定位性能得到大幅提升，在高速运动的场景下，也能取得较好定位效果，通过本章第三节所提出的基于频率映射图的信标识别算法，即可实现对 LED-ID 像素位置坐标的准确识别，同时根据已知 LED-ID 的位置信息，利用像素坐标和位置坐标之间的映射关系，来实现对事件相机终端的高精度三维定位。

3.3.1 基于多个LED的可见光事件数据定位

本节提出一种基于两盏LED的事件数据室内定位方法，如图3-6所示，为基于多个LED的定位几何模型，设两盏LED灯具 L_1 、 L_2 的世界坐标分别为 (X_{w1}, Y_{w1}, Z_{w1}) 和 (X_{w2}, Y_{w2}, Z_{w2}) 在事件相机的视野范围内，若不考虑相机坐标系相对于世界坐标系旋转的情况，即天花板平面与成像平面平行，则 $Z_{w1}=Z_{w2}$ 等于房间的高 H ，事件相机的透镜中心为 O ，将事件相机视为一个质点，以该点为定位终端的位置点 $O(m_w, n_w, f_c)$ ，其中 f_c 为相机透镜的焦距是固定参数， O 点在成像平面上的投影为 $O'(m, n)$ ，由此可以得到在世界坐标系下，LED灯具 L_1 、 L_2 间的物理距离 Wo_d_{12} 为：

$$Wo_d_{12} = \sqrt{(X_{w1} - X_{w2})^2 + (Y_{w1} - Y_{w2})^2} \quad (3-8)$$

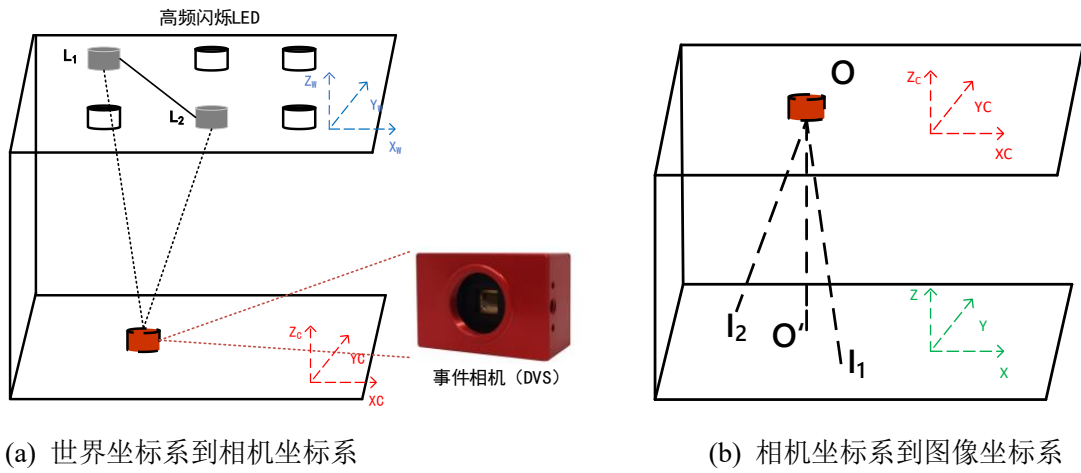


图3-6 基于多个LED的VLP定位几何模型

接着，根据本章第二节所提的基于事件数据的LED频率映射信标检测方法，计算出在图像平面，两盏LED灯具 L_1 、 L_2 的图像坐标 $l_1(i_1, j_1)$ 、 $l_2(i_2, j_2)$ ，则图像坐标系上两盏LED中心点的距离 Pi_p_{12} 等于：

$$Pi_p_{12} = \sqrt{(i_1 - i_2)^2 + (j_1 - j_2)^2} \quad (3-9)$$

根据小孔成像和相似三角形理论，假设成像平面与天花板平行，相机坐标系相对于世界坐标系无旋转，则可求得未知量 H 即相机透镜中心到LED世界坐标系平面间的距离：

$$H = f_c \times \frac{Wo_d_{12}}{Pi_p_{12}} \quad (3-10)$$

在求得世界坐标系下两盏 LED 之间的物理距离 Wo_d_{12} ，和其在成像平面上的距离 Pi_p_{12} 后，根据事件相机的焦距 f_c 即可求得相机透镜中心到 LED 世界坐标系平面间的距离。

令 $k = Wo_d_{12} / Pi_p_{12}$ ，根据公式 (3-8)(3-9)(3-10) 和图像平面中心坐标 $O'(m, n)$ ，即可估算出在世界坐标系下相机的位置坐标：

$$m_w = k \times (i_1 - m) + X_{w1} \quad (3-11)$$

$$n_w = k \times (j_1 - n) + Y_{w1} \quad (3-12)$$

在实际的场景中，装有 LED 的天花板平面并不完全与图像平面平行，为了降低定位误差，可以根据多个 LED 之间的几何关系来对事件相机待定位终端进行定位，基于算数平均策略，若房间中存在有 $N(N \geq 2)$ 个 LED，根据定位算法可以估计出 C_N^2 个事件相机的位置坐标，充分利用这些估算出的定位坐标值即可减小定位误差。但是，房间中可能会存在有引起较大误差的 LED-ID，算数平均策略并不适用于存在较大离群值误差点的情况。因此提出一种中值选择的方法，来估计相机的最优定位点，在估计出一组所有可能的事件相机位置 $O_i(m_{wi}, n_{wi})(i = 1, 2 \dots C_N^2)$ 之后，分别对其 X 轴坐标，和 Y 轴坐标进行升序排列，通过中值选择，最终估计出的待定位点位置坐标 $O_p(m_{wp}, n_{wp})$ 为：

$$m_{wp} = \frac{m_{wC_N^2/2} + m_{wC_N^2/2+1}}{2} \quad (3-13)$$

$$n_{wp} = \frac{n_{wC_N^2/2} + n_{wC_N^2/2+1}}{2}$$

$$m_{wp} = m_{w(C_N^2+1)/2}, n_{wp} = n_{w(C_N^2+1)/2} \quad (3-14)$$

其中， $m_{wC_N^2/2}$ 和 $m_{wC_N^2/2+1}$ 表示以升序排列 X 轴所有可能坐标值中的第 $C_N^2/2$ 和 $C_N^2/2 + 1$ 个数值，Y 轴所有可能的坐标值表示方法与此类似。若 C_N^2 为偶数，根据公式 (3-13) 估算待定位点坐标， C_N^2 为奇数根据公式 (3-14) 估算待定位点坐标。

当事件相机存在旋转角度的情况下，其相机坐标系与世界坐标系并不匹配，在相同的位置处，LED的图像坐标也不相同，因此不能直接通过公式(3-11)和(3-12)来获得定位终端的LED坐标 $O(m_w, n_w)$ ，而需要计算出相机坐标轴相对于世界坐标轴旋转的角度，以使得相机坐标系和世界坐标系相匹配。

3.3.2 相机的旋转角度求解

事件相机的旋转角 θ ，可通过旋转后两盏LED在图像坐标系上的位置坐标求得，若两盏LED的像素坐标分别为 $Pi_{l_1}(x_a, y_a)$ 和 $Pi_{l_2}(x_b, y_b)$ ，则旋转角 θ 为：

$$\theta = \arctan\left(\frac{y_b - y_a}{x_b - x_a}\right) \quad (3-15)$$

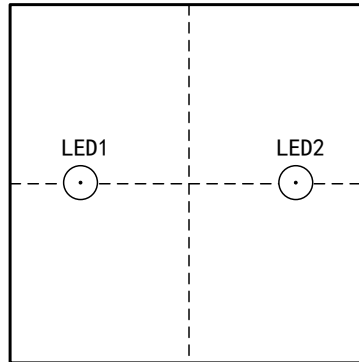
通过利用旋转角 θ 即可推算出，在不存在相机旋转的相机坐标系下，LED在图像坐标系上的位置坐标 $Pi_{l'}(x', y')$ ：

$$\begin{pmatrix} x' - m \\ y' - n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x - m \\ y - n \end{pmatrix} \quad (3-16)$$

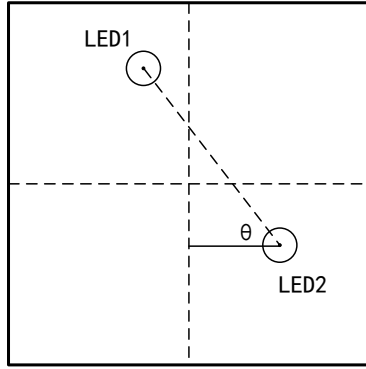
$$x' = (x - m) \cos \theta - (y - n) \sin \theta + m \quad (3-17)$$

$$y' = (x - m) \sin \theta + (y - n) \cos \theta + n \quad (3-18)$$

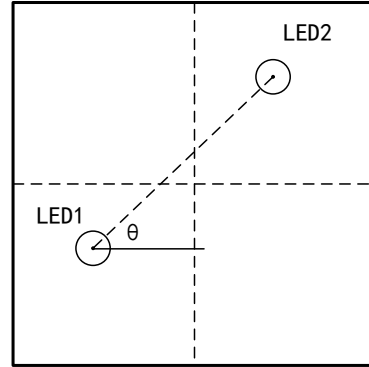
式中 (m, n) 表示图像传感器平面的中心坐标，如果相机坐标系坐标轴相对于世界坐标系坐标轴存在旋转，旋转角度为 θ ，图3-7描述了旋转角计算的四种情况，通过本章第二节算法准确识别到LED-ID坐标后，将LED1和LED2坐标带入公式(3-15)即可求得旋转角 θ ，之后实现对待定位终端的定位。



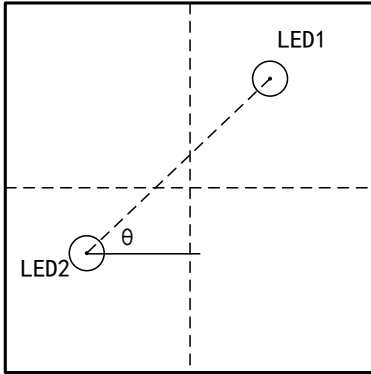
(a) 相机坐标轴与世界坐标轴的参考角度



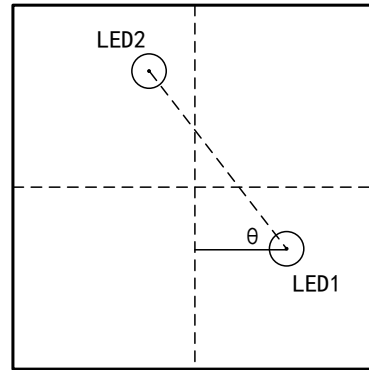
(b) 相机逆时针旋转 θ 角度



(c) 相机顺时针旋转 θ 角度



(d) 相机顺时针旋转 $180 + \theta$ 角度



(e) 相机逆时针旋转 $180 + \theta$ 角度

图 3-7 相机坐标系相对于世界坐标系的不同旋转角度

3.3.3 非理想成像条件下相机相关参数标定

由于相机透镜在生产过程中的形状缺陷或其在安装过程中透镜平面与成像平面不平行等原因，导致相机并不能达到理想的小孔成像模型，相机的畸变是不可避免的，为了提高定位的精度，我们可以引入相机的畸变模型，通过对其畸变模型的分析 and 补偿，以降低相机畸变对定位精度的影响。径向畸变和切向畸变是对相机成像效果影响最大的两种畸变模型，本文主要考虑相机畸变模型中的径向畸变和切向畸变。

径向畸变主要是由于透镜不同部位放大倍率不同引起，在图像边缘位置畸变较明显，枕型畸变和桶型畸变都被称为径向畸变的一种，径向去畸变模型可用公式描述为：

$$\begin{aligned} x' &= x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \\ y' &= y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \end{aligned} \quad (3-19)$$

其中, $r^2 = x^2 + y^2$, 切向畸变的主要引起原因是成像平面与透镜的安装平面不平行造成, 切向畸变的模型可用公式描述为:

$$\begin{aligned} x' &= x + [2p_1 y + p_2(r^2 + 2x^2)] \\ y' &= y + [p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2 x] \end{aligned} \quad (3-20)$$

相机的去畸变标定即为主要求得相机的这 5 个参数: k_1, k_2, k_3, p_1, p_2 和内参矩阵, 本文基于张正友棋盘格的标定方法, 对 iniVation 公司的 DAVIS346 事件相机进行标定并去畸变, 相机的像元尺寸为 $18.5\mu\text{m} \times 18.5\mu\text{m}$, 图像分辨率为 $346\text{pixs} \times 260\text{pixs}$, 标定的主要步骤为:

第一步, 下载标准的 6×9 棋盘格, 棋盘格尺寸为 30mm, 并通过 A4 纸打印棋盘格, 将其固定于一平面上作为世界坐标系, 棋盘格上任意一点的物理坐标 $Z_w = 0$, 由于标定棋盘格的尺寸大小已知(30mm), 只要确定了世界坐标系的原点, 棋盘格上所有的点坐标即可确定, 本文通过 iniVation 公司推出的 DV 软件平台来完成标定, DV 软件中标定模块的设置如图 3-8 所示。

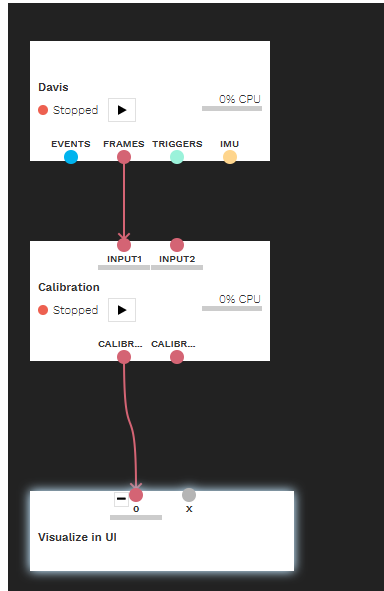


图 3-8 DV 中标定设置模块

第二步,通过不断移动棋盘格,使事件相机在不同角度拍摄棋盘格图片,采集并记录棋盘格的角点坐标 (X_w, Y_w, Z_w) ,和其对应的像素坐标 (u, v) 。采集到的角点坐标如图3-9(b)所示,本文共采集了30张不同角度的棋盘格图像。

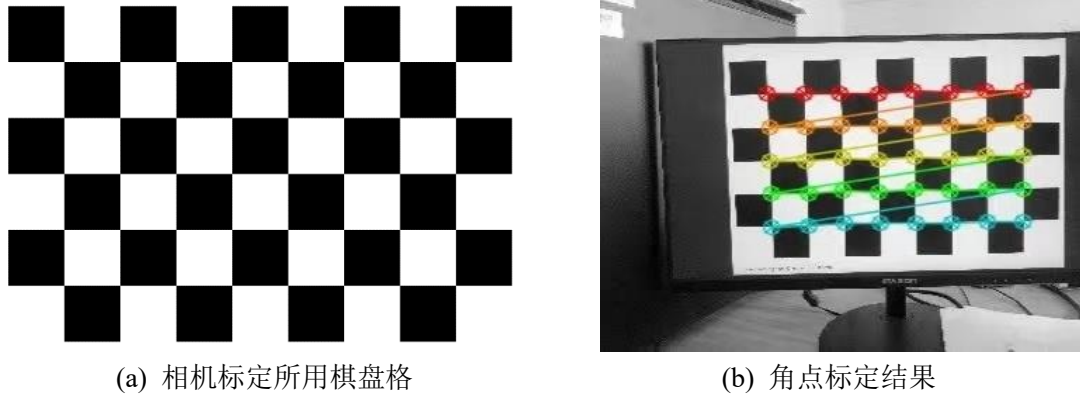


图3-9 相机角点标定结果

第三步,根据记录到的棋盘格每一个角点的像素坐标和物理坐标信息,通过这两个坐标系之间的映射关系,来对相机进行标定,求得相机的内外参数和畸变参数,最终标定的结果如表3-2所示:

表3-2 相机参数标定结果

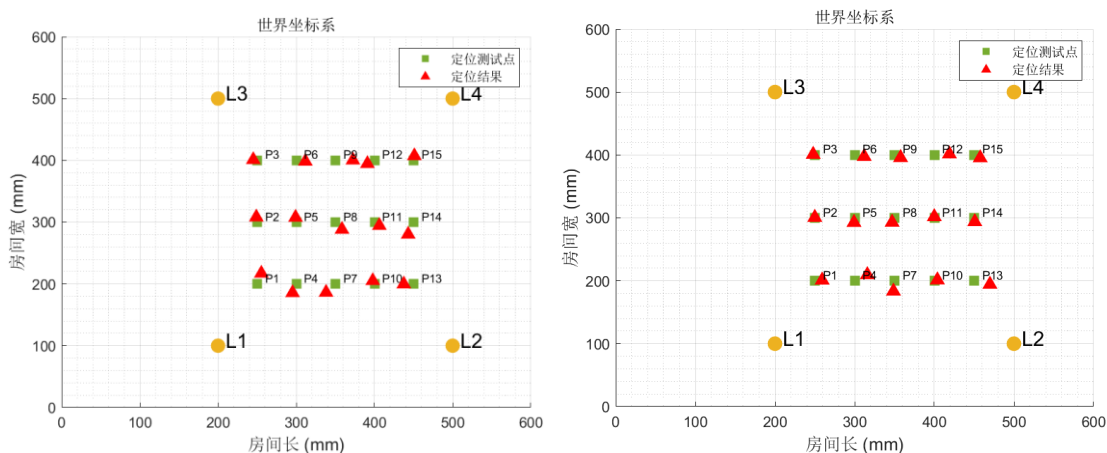
参数	标定结果
主点坐标 (u_0, v_0)	179.423 pix, 138.704pix
径向畸变系数 k_1, k_2, k_3	-0.44701, 0.2756, -0.0009001
切向畸变系数 p_1, p_2	0.0010534, -0.10838
焦距/像元尺寸	272.121, 271.331

3.4 定位实验设置与结果分析

本文基于安装在天花板上的4盏LED,根据事件相机所采集到的事件数据,来实现对事件相机终端的高精度定位,LED天花板平面与相机透镜中心之间的距离为1000mm,定位场景的大小为700mm×700mm,每个LED通过LED驱动器输入以一定频率和占空比的脉冲信号,LED1-LED4四盏LED都有不同的闪烁频率,频率在500Hz-1000Hz范围内,占空比均为50%,四盏LED在物理世界下的坐标分别为LED-1(200,100,1000),LED-2(500,100,1000),LED-3

(200,500,1000), LED-4(500,500,1000), 通过本章第四节所述的棋盘格标定算法, 标定出相机的内参和畸变系数, 相机焦距 f 为 12mm, 在完成以上设定后, 利用本章所提的多 LED 事件数据定位方法估计出事件相机的世界坐标。

首先根据本章第三节所述的信标频率映射图的信标检测方法, 计算出在 t 时刻第 i 个 LED-ID 相关的信标频率映射 $I_i(<x, y>, t)$ ($i = (1, 2, 3, 4)$), 通过计算每个 LED 相关的信标频率映射最大值所对应的位置坐标 $<x, y>$, 来定位出该 LED-ID 在此时刻的像素坐标。接着通过上节所述的基于多个 LED 的事件数据定位算法, 通过几何变换, 将 LED 的世界坐标与对应的像素坐标相结合, 计算出相机的世界位置。最后, 针对在 4 个 LED 的定位场景下, 所有组合的两盏 LED 所得到的 C_4^2 个定位结果, 采取中值选择的优化策略, 优化定位结果, 避免由于离群值的存在, 引起较大的定位误差。对基 4 盏 LED 的事件数据定位算法的验证结果如图 3-10 所示。



(a) 单独基于 LED2 和 LED3 的定位结果

(b) 基于 M-LED 中值选择的定位结果

图 3-10 基于两盏 LED 和 M-LED 的定位结果对比

本文选取了 15 个对事件相机的待定位测试点, 如图中绿标所示(P_1, P_2, \dots, P_{15}), 通过基于 LED2 和 LED3 的定位结果(图 3-10(a))和基于 M-LED 中值选择的定位结果(图 3-10(b))如图中红标所示, 通过测试结果分析可知, 定位算法的误差可以稳定在 2cm 以内, 同时, 通过中值选择的定位优化策略, 有效解决了, 由于选取不同的 LED-ID 组合, 及环境中其他的误差因素, 造成的定位效果不稳定的问题, 有效提高了定位的精度。

3.5 本章小结

本章首先对动态视觉传感器 (Dynamic Vision Sensor, DVS) 中的噪声模型进行了分析, 根据事件数据和其噪声模型的特点, 提出了一种基于信标频率映射图的信标检测方法, 算法通过对一定时间段内对每个像素点, 相同极性转换类型的时间间隔 I_{trans} 进行统计, 通过利用高斯函数较好的平滑对称性, 计算出每个 I_{trans} 所对特定 LED-ID 信标频率的贡献权重, 进而得到对应 LED-ID 的信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$, 基于信标频率映射的算法可有效提高在噪声条件下, 对不同频率 LED-ID 像素点检测的准确性, 接着, 提出基于多 LED 的可见光事件数据的定位算法, 通过检测到的不同 LED-ID 对应的像素坐标, 和其已知的世界坐标系下的坐标位置, 通过几何变换, 定位出事件相机的世界坐标, 最后, 对相机定位过程中, 所引起的误差原因进行了分析, 考虑了相机相对世界坐标系存在旋转角度的影响, 进一步分析了在非理想成像条件下, 相机的畸变模型和其畸变参数以及相机内参的计算方法, 最后通过测试验证了该定位方法的可行性, 和其定位性能, 基于 M-LED 中值选择策略的可见光定位, 在相机物距为 1m 的场景下, 定位误差可以稳定在 2cm 以内。

第4章 基于粒子滤波的可见光定位跟踪

基于第三章所提出的基于事件数据的可见光图像定位算法，为了将可见光定位拓展到对高速移动终端的跟踪定位场景下，本章介绍了基于粒子滤波(Particle Filter, PF)的可见光定位跟踪方法，首先，介绍了粒子滤波的算法流程，分析并验证了在一维非线性系统中粒子滤波的算法性能，接着，提出对移动终端的状态方程和基于粒子滤波的可见光定位跟踪算法流程，进一步，通过仿真验证了粒子滤波算法，对移动终端定位和轨迹预测的性能。实验分别验证了在初始状态下，粒子的初始位置和速度都准确、速度准确，位置不准确、位置准确，速度不准确的三种情况，算法最终都达到了收敛，实现了在四维粒子滤波系统中，对移动终端的位置和速度的较高精度跟踪，最后，针对在复杂的跟踪场景下，为了提高对移动终端跟踪的实时性和性能，通过改进的粒子滤波算法，将均值漂移(Mean Shift, MS)嵌入粒子滤波，通过结果验证，所提算法提高了在复杂场景下，对移动终端定位的实时性和有效性。

4.1 实现原理

粒子滤波(Particle Filter, PF)适用于任何可用状态方程模拟的非线性系统，本文将粒子滤波应用于可见光定位跟踪过程中，对图像坐标系下每个 LED-ID 的状态估计，其估计精度接近于最优估计，通过将粒子滤波算法，应用于可见光定位系统，可进一步提高对移动终端的定位跟踪性能，相比于传统滤波器如：贝叶斯滤波、卡尔曼滤波等更具有实用性。

粒子滤波跟踪算法的核心思想是按一个重要性概率密度，在待跟踪 LED-ID 图像位置坐标处随机散播一堆粒子，通过在该时刻基于事件数据所得到 LED-ID 对应的信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$ ，来更新每个粒子权值的大小和粒子位置状态，基于采样的这些粒子以加权求和的方式作为状态的估计值，即对 LED-ID 图像坐标的最优估计，之后根据跟踪到的每个 LED-ID 图像坐标和其在世界坐标系下的位置坐标，基于第三章所述的可见光图像定位算法，实现对事件相机终端的高精度定位跟踪，粒子滤波算法的具体步骤如表 4-1 所示。

表 4-1 PF 算法步骤

PF 算法步骤
Step1: 根据 $q(x_{0:k} z_{1:k})$ 采样得到 N 个粒子 $x_{0:k}^i \sim q(x_{0:k} z_{1:k})$
<i>for</i> $i = 2:N$
Step2: 根据状态转移函数产生新的粒子为:
$x_{0:k}^i \sim q(x_k x_{k-1}^i)$
Step3: 计算重要性权值
$w_k(x_{0:k}) = w_{k-1}(x_{0:k-1}) \frac{p(z_k x_k) p(x_k x_{k-1})}{q(x_k x_{0:k-1}, z_{1:k})}$
Step4: 归一化重要性权值
$w_k'(x_{0:k}^i) = \frac{w_k(x_{0:k}^i)}{\sum_{i=1}^N w_k(x_{0:k}^i)}$
Step5: 重采样并更新权重
$\{\hat{x}_k^i, \bar{w}_k^i\}_{i=1}^N \rightarrow \{x_k^i, \frac{1}{N}\}_{i=1}^N$
Step6: 得到 k 时刻的后验概率估计
$p(x_k z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i)$
<i>end</i>

4.2 一维非线性粒子滤波

为了验证粒子滤波(Particle Filter, PF)在非线性系统中的性能,本节采用了常用的一维系统模型,验证了粒子滤波对一维状态数据的估计性能,系统的状态方程和观测方程分别如下所示:

状态方程:

$$x(k) = 0.5x(k-1) + \frac{25x(k-1)}{1+x^2(k-1)} + 8\cos(1.2k) + u_k \quad (4-1)$$

观测方程:

$$z(k) = \frac{x^2(k)}{20} + v_k \quad (4-2)$$

其中, u_k 和 v_k 为满足高斯分布的过程噪声和观测噪声, 均值均为 0, 方差为 1。目标的起始值为 $x(0)=5$, 共使用了 $N=100$ 个粒子, PF 算法的跟踪总步长为 $T=100$ 。首先, 初始化粒子状态和权重, 粒子群按照方差为 2 的高斯分布, 散布于目标的初始状态 $x(0) = 5$ 附近, 粒子的初始状态分布与目标的关系如下图 4-1 所示,

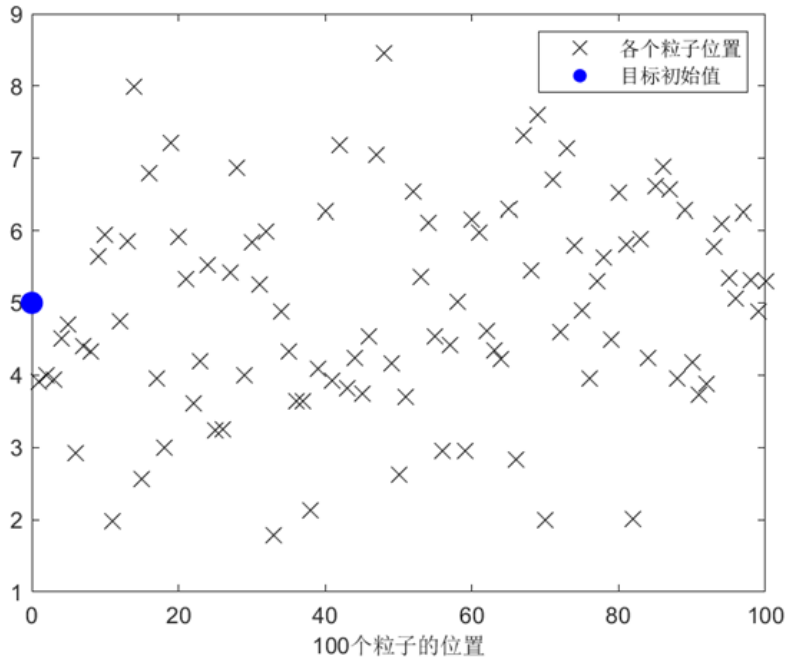


图 4-1 粒子初始状态分布

接下来, 根据实际观测值 z_k 对粒子进行重采样, 复制相对于观测值权值较大的粒子, 删除权值较小的粒子, 并重新更新每个粒子的权值, 求得粒子群的中心, 作为最优估计值, 其可视化的估计结果, 如图 4-2 所示。

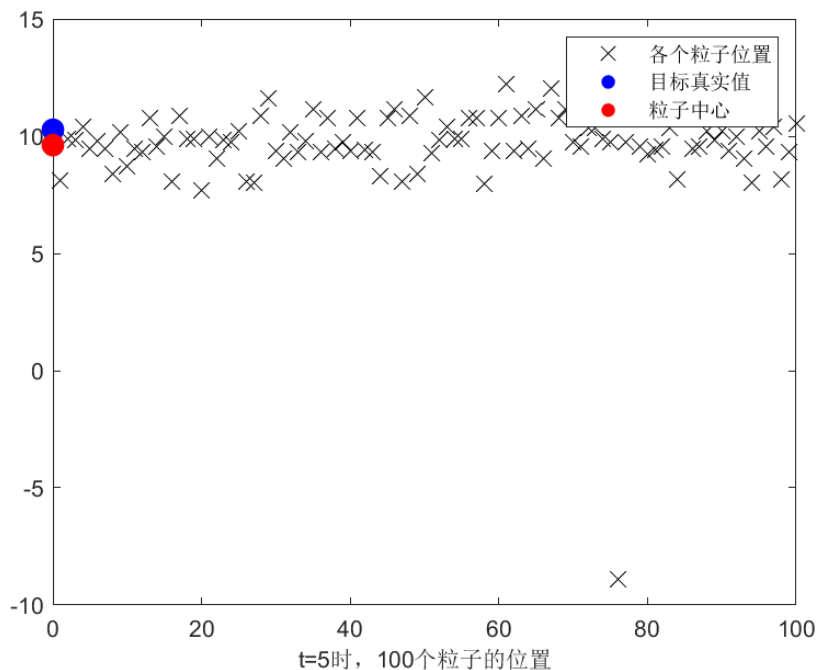


图 4-2 粒子滤波后真实值与估计值可视化结果

最后, 经过 $T=100$ 总步长之后, PF 在这 100 步内, 估计值的可视化结果如图 4-3 所示。由一维的 PF 算法跟踪验证结果可知, PF 算法非常适用于非线性系统的跟踪过程, 跟踪误差较低, 误差结果如图 4-4 所示。

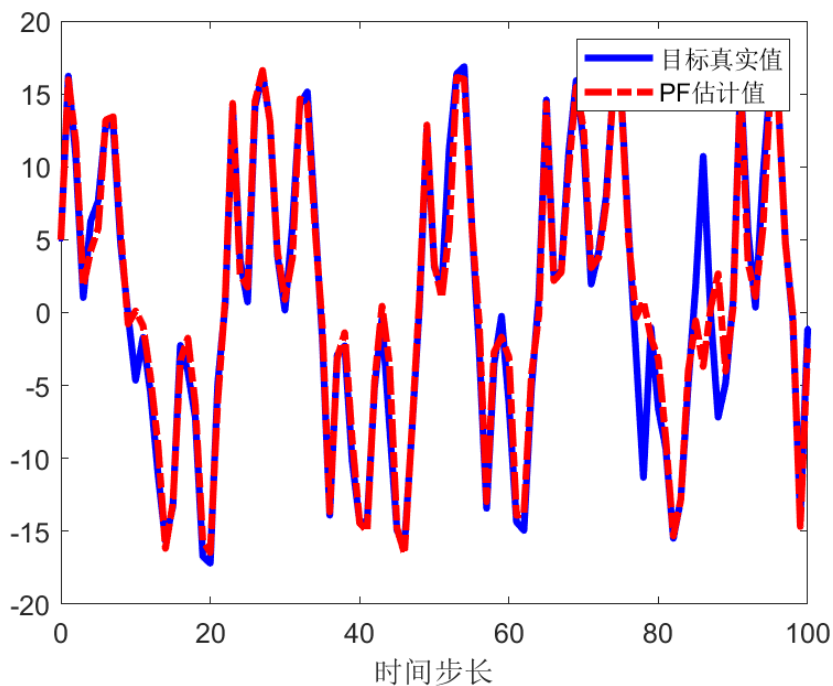


图 4-3 粒子滤波后真实值与估计值可视化结果

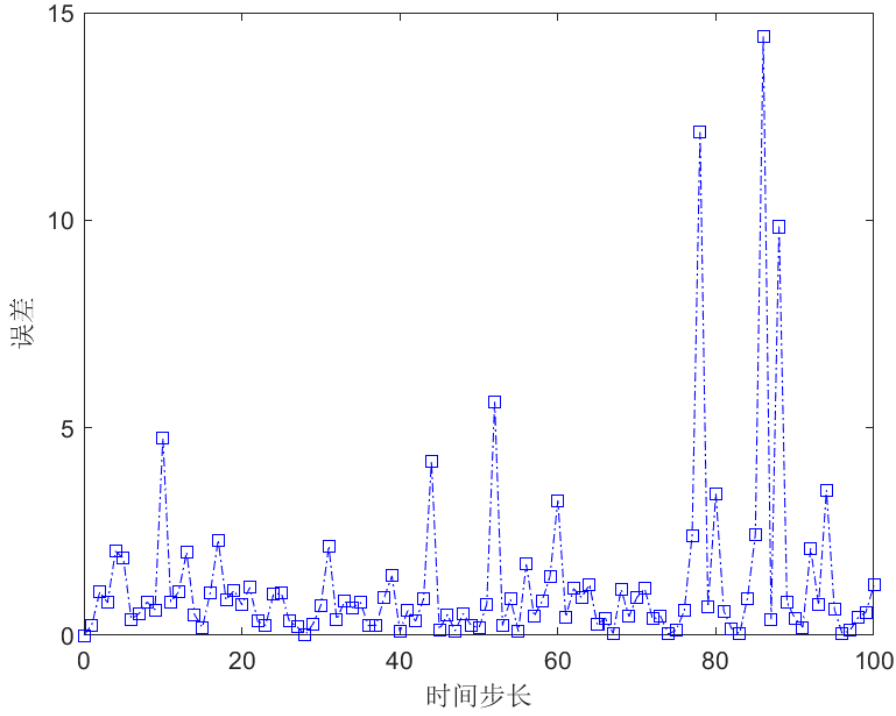


图 4-4 一维 PF 跟踪误差

由于 PF 算法，在非线性系统中的良好性能，其非常适用于在非线性的可见光移动定位过程中，来实现对移动终端的定位跟踪，在下一节，通过本文所题的基于事件数据的可见光定位方法，利用 PF 算法来实现对事件相机的移动定位跟踪，将 PF 算法拓展到四维的跟踪场景中。

4.3 定位终端状态方程

第三章详细介绍了信标频率映射的求解方法，在此基础上，利用第 i 个 LED-ID 在 t 时刻求得的信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$ 作为 PF 算法的观测值 $Z(k)$ ，在图像坐标 (x, y) 处的粒子，通过 $I_i(< x, y >, t)$ 来更新粒子权重和状态，使用 LED 灯在 $700\text{mm} \times 700\text{mm} \times 1000\text{mm}$ 的定位场景中，采用 PF 算法对事件相机终端，进行轨迹预测，首先介绍一下，事件相机运动的状态方程。

设采样间隔时间周期为 T_0 ，观测总步长为 $k = 100$ ，在采样时刻为 kT_0 时，待定位终端目标的位置为 $s(k)$ ，运行速度为 $a(k)$ ，观测值为 $z(k)$ ，其中观测噪声 $v(k)$ 为零均值方差为 δ_v^2 的高斯白噪声，建立关于 $s(k)$ 的运动模型，公式表示为：

$$s(k+1) = s(k) + a(k)T_0 + \frac{1}{2}T_0^2 w_1(k) \quad (4-3)$$

$$a(k+1) = a(k) + T_0 w_2(k) \quad (4-4)$$

其中, $w(k)$ 为外部环境噪声, 为零均值, 方差为 $\delta_w^2 = 0.5$ 的白噪声, 上式可转化为矩阵形式的状态空间表示模型:

$$\begin{bmatrix} s(k+1) \\ a(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s(k) \\ a(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.5T_0^2 \\ T_0 \end{bmatrix} w_k \quad (4-5)$$

根据以上分析, 在本文中将事件相机的运动状态 $x(k)$ 拓展到四维, 即 $x(k) = [x, v_x, y, v_y]^T$, 公式(3-13)可变为:

$$x(k+1) = \Phi x(k) + \Gamma w(k) \quad (4-6)$$

其中

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T_0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T_0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \Gamma = \begin{bmatrix} 0.5T_0^2 & 0 \\ T_0 & 0 \\ 0 & 0.5T_0^2 \\ 0 & T_0 \end{bmatrix} \quad (4-7)$$

观测方程为 LED-ID 在 t 时刻求得的信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$, 每个粒子根据其相对 $< x, y >$ 坐标处的信标频率映射更新权值:

$$z(k) \sim I_i(< x, y >, t) \quad (4-8)$$

本文待定位终端所使用的事件相机为 iniVation 公司的 DAVIS346, 该事件相机可同时输出图像帧和事件数据, 相机的像素分辨率为 $346\text{pixels} \times 260\text{pixels}$, 在不考虑相机畸变的情况下, 相机的水平、垂直视角和线性视角范围大小, 可根据小孔成像原理, 按照公式(4-9)和公式(4-10)推出:

$$AFOV = 2 \tan^{-1} \left(\frac{W}{2L} \right) \quad (4-9)$$

$$LFOV = D * \frac{W}{L} \quad (4-10)$$

此外, 相机视角范围的大小, 还和相机的焦距 L 的设定有关, 焦距越小, 视角越大, 不同相机焦距下, 对应的相机参数也有所不同, 依次按相机焦距在 2.1-12mm 情况下, DAVIS346 相关的参数如表 4-2 所示, 表中参数 dist. 表示相机的物距。

表 4-2 事件相机 DAVIS346 相关参数

相机焦距 L [mm]		2.1	3.5	4.5	6	12
相机水平视角 $AFOV$ [deg]		113	84.9	70.8	56.2	29.9
相机垂直视角 $AFOV$ [deg]		97.7	69	56.2	43.7	22.7
水平线性视场 $LFOV$ [mm]	dist.10cm	30.5	18.3	14.2	10.7	5.33
	dist.30cm	91.4	54.9	42.7	32	16
	dist.100cm	305	183	142	107	53.3
垂直线性视场 $LFOV$ [mm]	dist.10cm	22.90	13.74	10.69	8.017	4.008
	dist.30cm	68.71	41.23	32.067	24.05	12.025
	dist.100cm	229	137.4	106.9	80.17	40.08
相机成像平面宽 W [mm]		6.401				
相机成像平面高 H [mm]		4.81				

4.4 基于粒子滤波的可见光定位算法

4.4.1 粒子滤波跟踪算法流程

第一步，初始化粒子群，在定位跟踪的开始阶段，在目标的真实状态附近，按照先验概率分布 $P(x_0)$ ，散播 1000 个粒子，即 $x_0^{(i)} \sim P(x_0), i = (1, 2, \dots, 1000)$ 。为了保证对粒子重采样之后的粒子数量，并进行最优估计，所选的概率分布函数应该与目标的状态分布为同分布的概率分布，已知目标的起始位置，选取 $P(x_0)$ 为高斯分布散落于目标位置状态附近，在初始化阶段下，每个粒子的初始权值相等，为 $w_0^{(i)}$ ，之后进行下一阶段，对每个粒子通过状态方程进行采样。

第二步，更新粒子权值，粒子权值的更新，需要根据采样时刻为 kT_0 的观测信息 $Z(k)$ ，即 kT_0 时刻相关 LED-ID 的信标频率映射 $I_i(<x, y>, t)$ 的极大值所对应的位置坐标 $<x, y>$ ，信标频率映射值越大的位置，越接近真实目标，令 $Z(k) = <x, y>$ ，若第 i 个粒子的位置坐标为 $Z_{pre}(i) = <x_i, y_i>$ ，由此可计算出在 kT_0 时刻，第 i 个粒子与观测值 Z_k 的偏差 $Z_{div}(i)$ ，即：

$$Z_{div}(i) = \|Z_{pre}(i) - Z(k)\|_2 \quad (4-11)$$

根据 $Z_{div}(i)$ ，即可计算出 kT_0 时刻第 i 个粒子的权值 $w_i(k)$ 为：

$$w_i(k) = f(Z_{div}(i)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} e^{-\frac{(Z_{div}(i))^2}{2\delta}} \quad (4-12)$$

因为高斯函数具有很好的平滑性且具有关于对称轴对称的特性，权值的更新通常采用高斯函数进行更新，通过此方法更新，可使越接近目标真实状态处的粒子，其权值越大，相反，距离真实目标处较远的粒子，其权值越小，使得在下一阶段，重采样的过程中，其权值越小就越容易被淘汰。

第三步，对粒子进行重采样，随着跟踪过程的进行，为了防止粒子退化现象的出现，可将粒子权值归一化之后，根据权值对粒子进行重采样，复制权值较大的粒子，淘汰权值较小的粒子，避免太多权值较小的粒子对计算资源的浪费，之后根据重采样之后的新的粒子群和其权值，更新目标的最新状态，实现对 LED-ID 像素坐标的最优估计。

4.4.2 基于单个 LED 的 PF 算法跟踪仿真

在对目标即 LED-ID 像素坐标的跟踪过程中，有几个 LED-ID 跟踪坐标，就会有几组粒子滤波粒子。基于粒子滤波来(Particle Filter, PF)实现对目标的最优估计，已知 LED-ID 在物理世界坐标下的物理坐标分别为 LED-1(200,100,1000)，LED-2(500,100,1000)，LED-3(200,500,1000)，LED-4(500,500,1000)。在图像坐标系下，采用 kT_0 时刻 LED-ID 的信标频率映射 $I_i(< x, y >, t)$ 的极大值位置坐标作为观测值 $Z(k)$ ，每个粒子 i 根据其与观测值 $Z(k)$ 坐标的距离来更新权值。本节首先分析了对单个 LED 即 LED-4 的跟踪情况，在四维的粒子滤波跟踪过程中，本文分别对 LED-ID 对应的像素位置坐标和其 x 方向及 y 方向的速度进行跟踪。

已知事件相机的运动原点为 $\mathbf{x}(k)=[250,5,200,5]^T$ ，相机焦距为 $f = 6mm$ ，观测周期为 $T_0 = 1ms$ ，总周期为 100ms，即观测步长 $k=100$ 。初始化粒子时，对以高斯分布的粒子中心初始位置和初始速度可分为三种情况考虑，这三种情况下的仿真结果如下图所示。

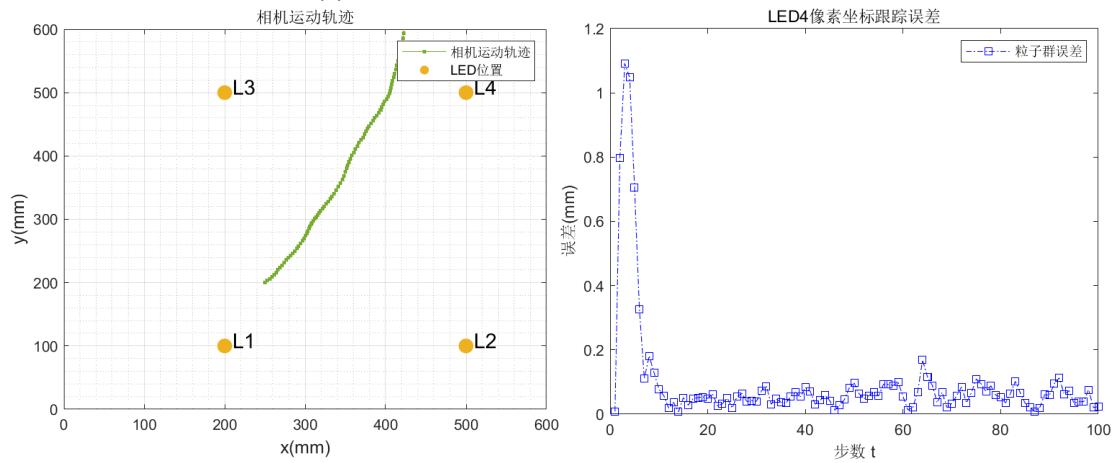
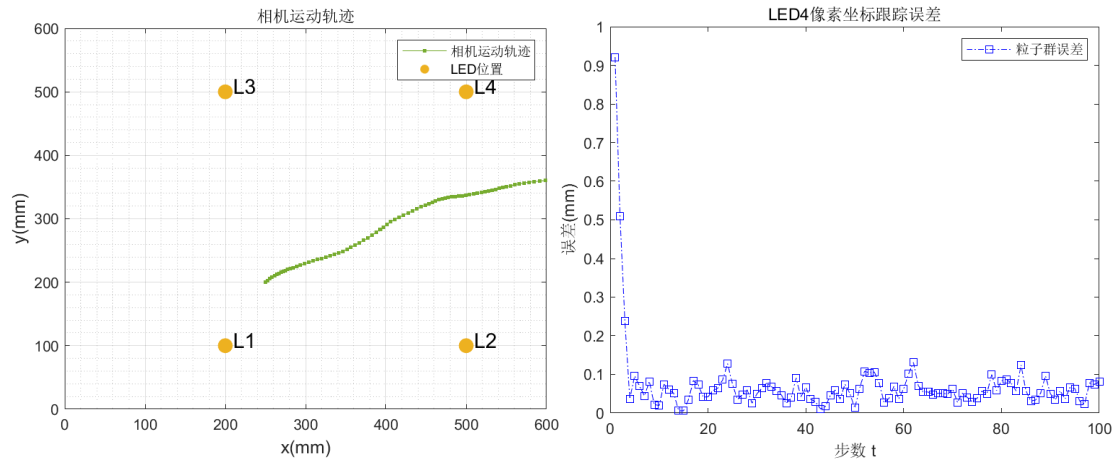
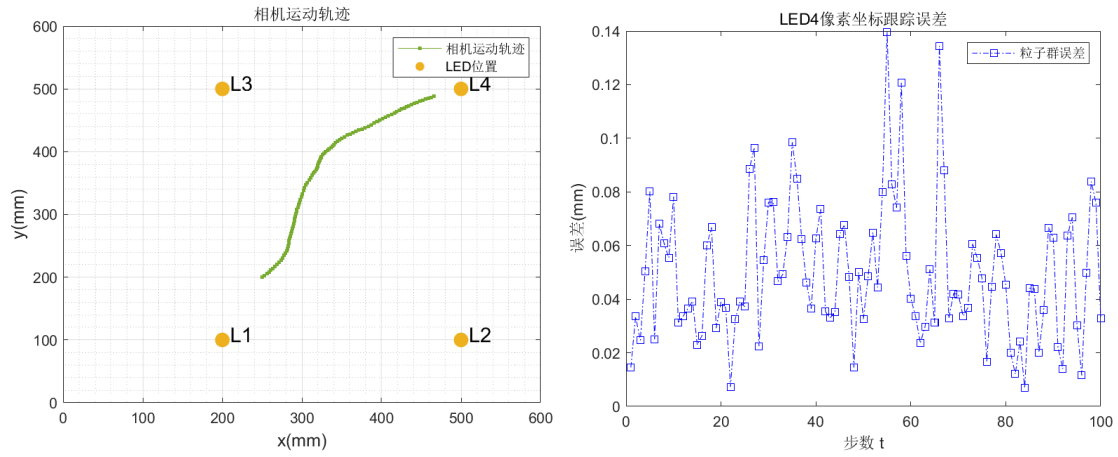


图 4-5 对单个 LED 的 PF 算法跟踪和误差结果

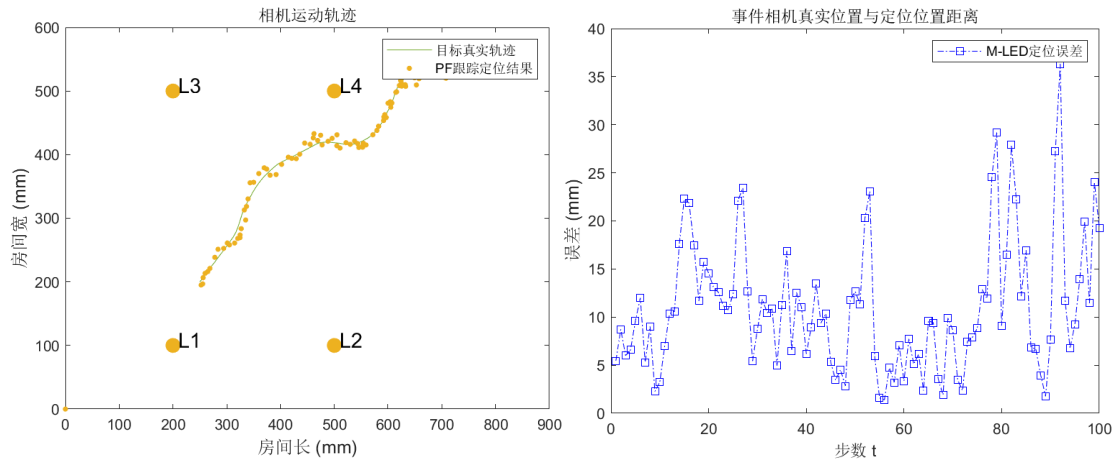
经过对单个 LED-ID 的跟踪仿真分析可知,初始状态下,若粒子群的中心与目标初始状态较为接近时,如图 4-5(a)所示,此时粒子的状态为 $[1.7, 0.5, 0.605, 0.5]^T$,与 LED-4 在图像坐标系下理想成像的状态较为接近,对 LED-4 图像位置坐标的跟踪误差较小。若粒子群中心与目标的初始速度准确,位置不准确时,如图 4-5(b)所示,此时粒子的状态为 $[1, 0.03, 0.605, 0.03]^T$,与 LED-4 在图像坐标系下理想成像的位置存在一定偏差,跟踪过程中,跟踪误差随着时间的推移逐渐降低,最终 PF 算法达到收敛,因为,在重采样的过程中,权重大的粒子被不断复制,距离目标位置较远的粒子,由于权重太小而被舍弃,在经过几次迭代后,使得粒子的状态不断逼近真实的目标状态。若粒子群中心与目标的初始位置准确,速度不准确时,如图 4-5(c)所示,此时粒子的状态为 $[1.7, 0.1, 0.605, 0.1]^T$,由跟踪的误差结果可知,误差先增大后减小,这是因为在初始时刻,粒子的速度相对目标速度较小,速度不收敛,随着时间的推移,粒子与目标的距离逐渐增大,待经过几次迭代速度收敛后,粒子与目标的距离开始逐渐减小。由以上分析可知,初始化粒子时,粒子状态与目标越接近,其跟踪效果越好,而在实际的跟踪过程中,LED-ID 在图像坐标系下的坐标并不已知,同时在基于事件数据的可见光图像定位算法中,需要至少两盏 LED 来实现定位,在下一节,考虑对多盏 LED-ID 的像素坐标进行跟踪,并基于每个 LED-ID 的跟踪结果,实现对事件相机的定位,分析定位误差,最后基于 M-LED 定位的中值选择策略,进一步优化对定位的误差。

4.4.3 基于多个 LED 的 PF 算法跟踪定位仿真

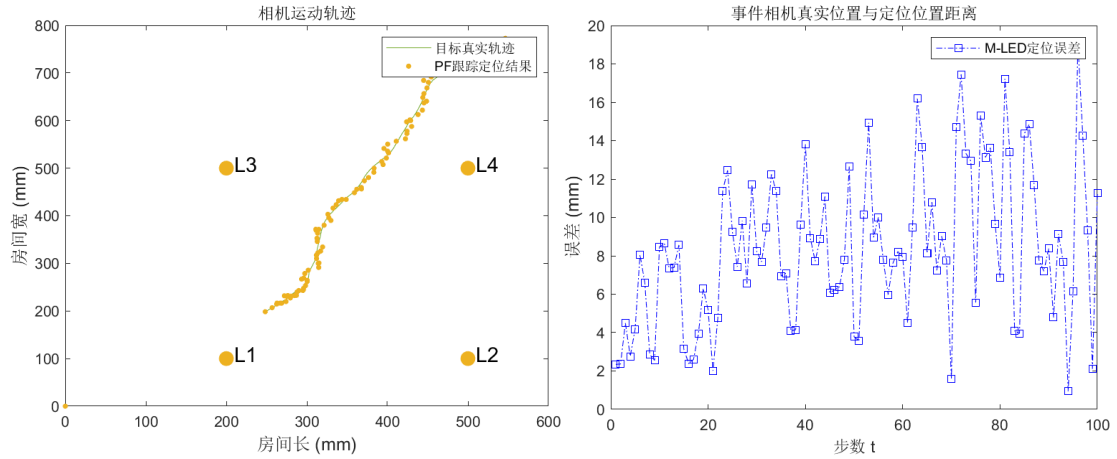
与单个 LED 的跟踪算法类似,在多个 LED 的 PF 算法跟踪过程中,有几盏 LED 就需要几组粒子滤波粒子,本文基于粒子滤波在图像坐标系下仿真跟踪了 4 盏 LED 的目标,根据跟踪到的 LED 图像坐标,随机选择其中两个 LED 坐标,基于第三章所述的可见光图像定位方法,来完成对事件相机终端的定位和跟踪。事件相机的初始状态为 $\mathbf{x}(k)=[250, 5, 200, 5]^T$,即其初始物理世界的坐标为 $(x, y)=(250\text{mm}, 200\text{mm})$, x 方向和 y 方向的速度 v_x 、 v_y 都为 5m/s,初始化粒子群时,每组粒子按照高斯分布,随机散播于待跟踪 LED-ID 初始状态附近,使粒子群的中心与 LED-ID 的初始状态重合,接着每个粒子按照初始状态进行采样,将采样后的粒子通过更新权重,继续进行 PF 算法的下一阶段。在跟踪过程中,粒子的初始速度也决定着 PF 跟踪算法的性能,在前期,若粒子速度与待跟踪目标的速度

度相差较大,可能引起 PF 算法收敛较慢的问题,造成粒子较大的跟踪误差,因此初始化粒子时,与跟踪目标相近的粒子速度,有利于 PF 算法的收敛,在实际的场景中,可通过对相邻时间采样点的目标进行定位,粗略估计出目标的速度,作为粒子的初始速度。除此之外,基于多个 LED 的 PF 算法权值计算、重采样的步骤以及权值的更新方法,都与单个 LED 的 PF 算法相同,在 kT_0 时刻,依据观测到的 4 个 LED-ID 在这段时间内相关的信标频率映射 $I_i(< x, y >, t), i = (1, 2, 3, 4)$ 的极大值所对应的图像坐标作为观测值 $\mathbf{Z}(k)=[\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \mathbf{Z}_3, \mathbf{Z}_4]$,来更新每组粒子的权重,其中, $\mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_4$ 对应不同 LED-ID 相关的信标频率映射 $I_i(< x, y >, t), i = (1, 2, 3, 4)$ 的极大值坐标。

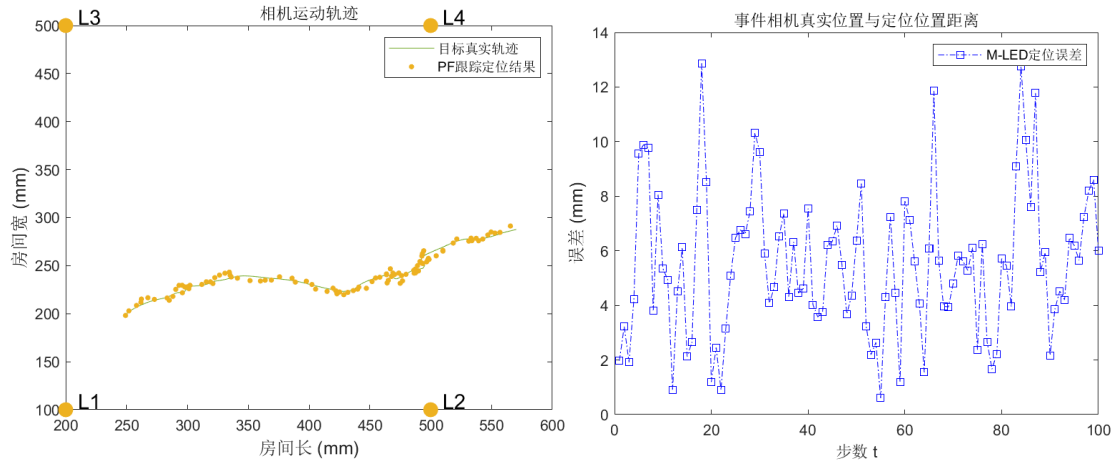
装有 LED 的天花板平面由于误差的存在,可能并不完全与图像平面平行,同时初始化时,粒子状态与目标的初始状态也会存在误差,容易造成 PF 算法跟踪的不稳定,所以考虑引入多个 LED 来对目标进行定位跟踪,根据多个对事件相机的定位结果,采用中值选择的策略,来优化定位结果,提高 PF 算法跟踪定位的性能,仿真时采用四个 LED 来对事件相机终端进行定位,随机从 4 盏 LED 中选择两个进行定位,则定位结果会有 C_4^2 个,此时若不考虑 LED 的被遮挡情况,在求得 C_4^2 个定位结果后,将其值按照从小到大的顺序排列,选取其中的中位数作为最终的定位结果。单独基于一对 LED-ID 的定位跟踪结果和基于 M-LED 的中值选择优化策略的跟踪结果如下图所示。



(a) 单独基于 LED1 和 LED2 的跟踪



(b) 单独基于 LED2 和 LED3 的跟踪



(c) 基于 M-LED 中值选择的 PF 跟踪

图 4-6 MLED-PF 的事件相机定位跟踪和误差图

由仿真结果分析可知,在多个 LED 的定位场景下,针对所有组合的两盏 LED 所得到的 C_4^2 个定位结果,基于中值选择的优化策略对事件相机的定位结果取中位数,所得到的定位结果与单独的基于相机视角下选择任意两盏 LED 所得到的定位结果相比,定位误差较稳定且有所降低,稳定在 2cm 以内,消除了环境中可能存在引起较大误差的离群点 LED-ID 对定位效果的影响。在对事件相机跟踪定位的过程中,LED-ID 有可能存在被遮挡的情况,在下一节考虑基于多个 LED 对事件相机定位跟踪过程中部分 LED-ID 被短暂遮挡的情况,粒子滤波算法对事件相机的跟踪定位性能。

4.5 考虑复杂场景下的 MS-PF 跟踪定位

4.5.1 改进的 MS-PF 算法流程

针对在复杂环境场景下，对 LED-ID 的跟踪过程中，为了达到对目标状态的精确追踪，往往需要引入大量的粒子，随之会带来计算量的大幅提升，影响目标跟踪的实时性，同时，跟踪的相关 LED-ID 可能并不一直都出现在相机的视野内，目标可能会出现短时间内被遮挡的情形，此时跟踪算法可能会出现对目标跟丢的情形，影响对终端定位的性能，在此，本文通过将均值漂移(Mean Shift, MS)算法，引入到粒子滤波中，利用 MS 算法的聚类作用，有效避免了粒子权值的退化现象，同时提高了粒子的多样性，只需要较少的粒子就能达到未嵌入 MS 的 PF 算法较多粒子才能达到的跟踪性能，降低了计算量，有效提高了对定位跟踪的实时性和鲁棒性。

均值漂移(Mean Shift, MS)算法是一种常用的聚类算法，它通过计算出相关粒子的偏移均值量 $m_{h,G}$ 以使粒子不断朝着概率密度增大的方向移动，修正粒子的分布，在达到终止条件后停止迭代，使得粒子满足最优估计的分布，均值漂移向量(Mean Shift) $m_{h,G}$ 的计算公式为：

$$m_{h,G(x_k^i)} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\frac{\|\hat{x}_k^i - x_i\|}{h}\right)}{g\left(\frac{\|\hat{x}_k^i - x_i\|}{h}\right)} - \hat{x}_k^i \quad (4-13)$$

其中， $g(x)$ 是 Mean Shift 核函数， h 为核函数的带宽，对于每一个粒子，计算 $\bar{x}_i = x_i + m_{h,G}$ 得到“漂移”后的新粒子。均值漂移(Mean Shift)算法的这一特性使其很好的适用于粒子滤波中粒子退化的情况下，避免粒子退化的现象发生。与传统的粒子滤波算法相似，MS-PF 算法只是在粒子的重采样步骤之前，通过嵌入均值漂移(Mean Shift)算法，更新生成新的粒子集合，使粒子的状态估计值朝着似然度较高的区域移动，以提高跟踪的准确性。使 Mean Shift 和粒子滤波算法的融合。通过 Mean Shift 算法的几次迭代，在降低跟踪目标状态粒子数目的同

时，修正了粒子的状态使粒子状态达到最优估计。MS-PF 算法的流程图如图 4-7 所示。

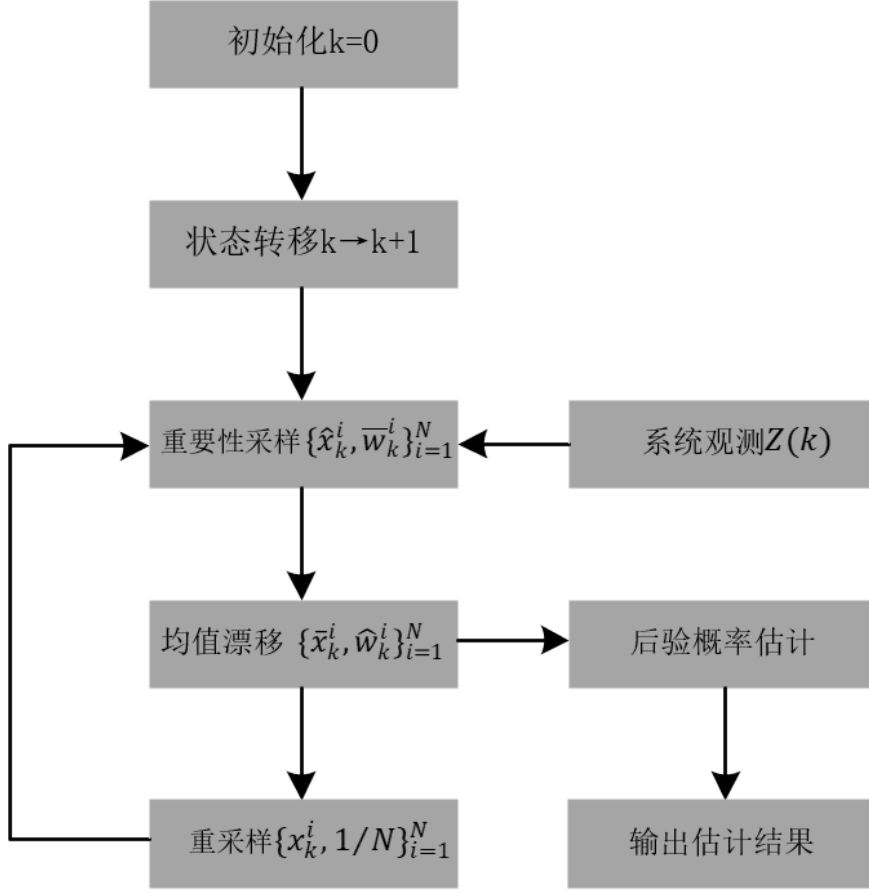


图 4-7 改进的 MS-PF 算法流程

4.5.2 基于多 LED 的 MS-PF 算法性能分析

本节继续上一节基于多个 LED 的 PF 算法跟踪定位的内容，在图像坐标系下对 LED-ID 坐标位置的跟踪过程中，通过在粒子重采样前嵌入均值漂移算法，以修正粒子的位置状态，根据修正后的粒子状态对 LED-ID 的像素位置进行估计，最后根据 LED-ID 的像素坐标对相机终端进行定位。本实验采用了不同的粒子数，并分别按照两个方案来进行，对 PF 和 MS-PS 滤波算法都进行 $k=50$ 个步长的跟踪，观测周期为 $T_0 = 2ms$ ，总周期为 $kT_0 = 100ms$ 。MS 算法采用高斯核函数 $g = 1/h\sqrt{2\pi} \exp(-d^2/2h^2)$ ，带宽 $h=0.2$ ，相机的初始状态 $\mathbf{x}(k)$ 、焦距 f ，以及

LED-ID 的位置坐标与上一节的设置相同，在 k 时刻通过当前时刻的观测值 $\mathbf{Z}(k)$ 来更新每个粒子的权值，而在 MS-PF 算法的重采样之前，通过融合均值漂移 (Mean Shift, MS) 算法对每个粒子进行一次修正，得到新的粒子集合和相应的权值 $\{\bar{x}_k^i, \hat{w}_k^i\}_{i=1}^N$ 将更新后的结果作为估计值输出。在使用 1000 个粒子对一个 LED-ID 图像位置进行跟踪，通过一次均值漂移迭代后的粒子分布和迭代前的粒子分布，如图 4-8 所示。

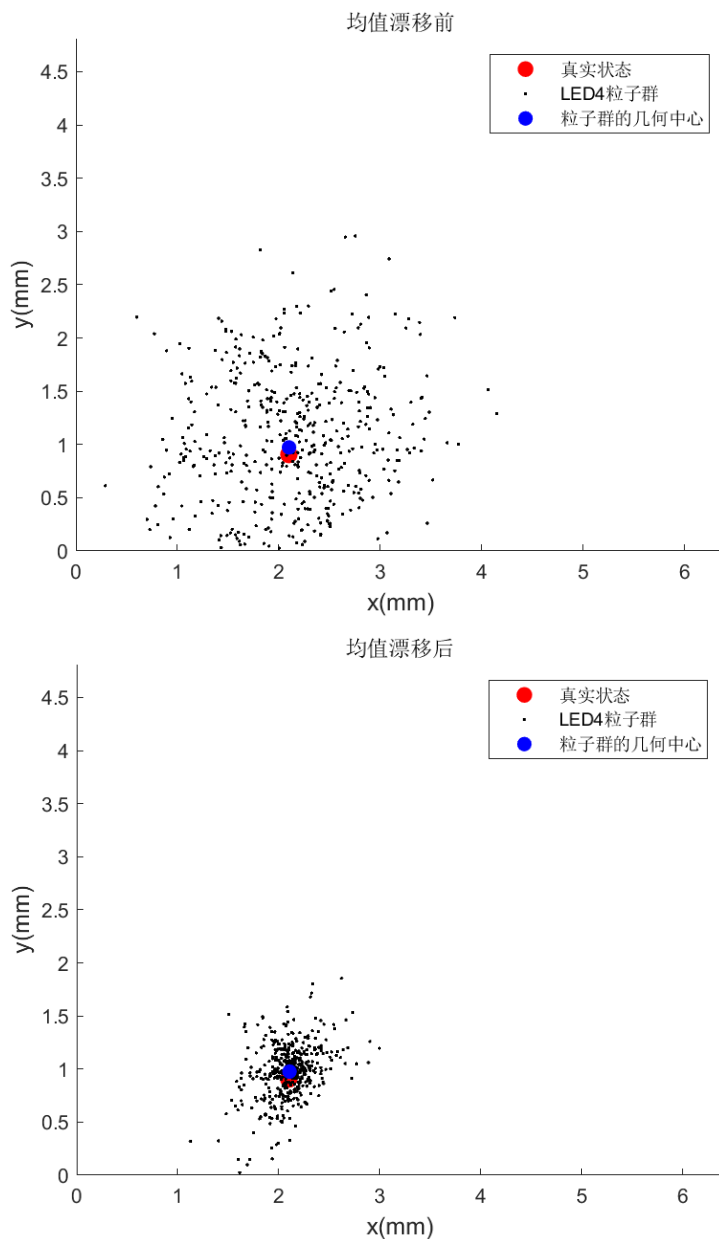


图 4-8 MS 前后粒子群的状态分布

由以上均值漂移(Mean Shift)前后粒子状态的分布可知, Mean Shift 算法对每个粒子的分布进行了修正, 修正后的粒子状态更加接近对目标的最优估计。接着, 考虑在使用不同的粒子数的情况下, 对 PF 和 MS-PF 算法应用于可见光定位跟踪场景下的性能进行分析。本文仿真了在使用 $N=1000$ 个粒子下 PF 和 MS-PF 算法的性能对比结果如图 4-9 所示。通过进一步降低 MS-PF 算法中的粒子数, 采用 $N=500$ 个粒子的 MS-PF 算法和 $N=1000$ 个粒子的 PF 算法结果如图 4-10 所示。表 4-3 给出了不同跟踪算法的定位误差, 和跟踪总耗时。

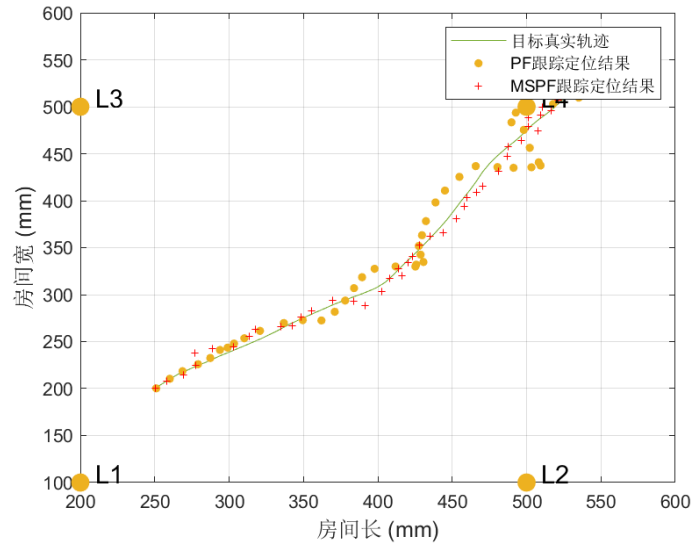


图 4-9 两种滤波算法在 1000 个粒子下跟踪效果

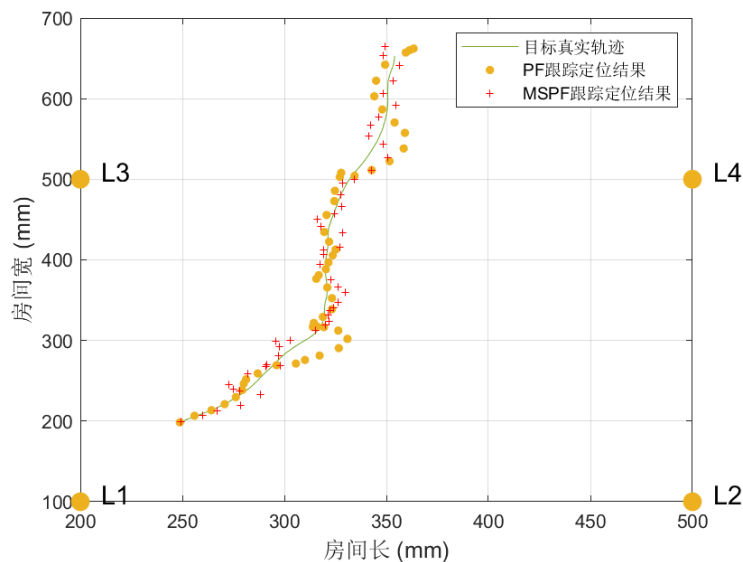


图 4-10 $N=500$ 的 MS-PF 和 $N=1000$ 的 PF 算法跟踪效果

表 4-3 不同滤波算法跟踪仿真结果

滤波算法	粒子数	最大跟踪误差	跟踪总耗时/s
PF	1000	2cm	1.357
MS-PF	1000	1.8cm	1.796
PF	500	2.5cm	0.665
MS-PF	500	2.2cm	0.913

由以上结果分析可知,在粒子数 $N=1000$ 的情况下,MS-PF 算法的跟踪误差要好于 PF 算法,这是因为 MS 算法的加入,在每次粒子的重采样之前都对其粒子状态进行了修正,使得粒子更加接近目标的概率分布,由于 MS 算法的加入,MS-PF 算法的计算时间稍长于 PF 算法,因此在实际应用的过程中,要兼顾算法的精度和效率,有选择的使用 MS 算法的迭代次数。当所用粒子数 $N=500$ 时,PF 算法的跟踪误差加大,而 MS-PF 算法的跟踪误差并没有显著增大,且其计算量相对于 $N=1000$ 的 PF 算法大幅降低,运行时间降低,算法实时性较高。

4.6 本章小结

本章基于第三章所提的基于事件数据的可见光图像定位算法,进一步将定位算法拓展到移动终端定位的场景中,通过将粒子滤波算法引入到可见光定位过程中,实现对移动终端轨迹的跟踪预测。首先,验证了粒子滤波算法在一维非线性系统中的性能,进一步将目标状态拓展到四维,将其应用于对相机终端状态的估计,提出相机终端的状态方程,接着,通过仿真验证了粒子滤波算法的跟踪性能,在多 LED 的定位场景下,验证了基于中值选择优化策略的效果,通过对所提算法验证结果的分析,定位精度稳定在 2cm 以内,最后,在复杂的定位场景下,通过改进粒子滤波算法,将均值漂移(Mean Shift, MS)嵌入到粒子滤波,通过验证分析,所提算法大幅降低了计算量,具有较好实时性和性能。

第 5 章 总结与展望

5.1 全文总结

由于在高动态范围和高速运动的场景下，基于传统 CMOS 图像传感器的可见光定位的精度和性能会受到较大影响，事件相机作为一种新型动态视觉传感器，以异步形式输出有关每一点像素光强变化信息的事件流。这一感知形式使其具有区别于传统相机的巨大优势比如低延迟(20us)、高时间分辨率、高动态范围(120dB)。且事件流数据具有数据量小的优势，因此研究基于事件数据的可见光图像定位方法具有重要意义，本文通过对实测数据的分析，提出基于事件数据的可见光图像定位方法，针对移动场景下的定位跟踪问题，提出了对移动终端运动轨迹的跟踪预测方案，通过仿真分析验证了对待定位终端的跟踪和定位效果。全文主要工作如下：

本文首先对可见光定位的两个方向和实现途径展开了分析和讨论，基于图像传感器的可见光定位随着手机、智能穿戴设备和智能家居的普及越来越得到重视，然而在一些特殊的场景下，如高动态范围、高速运动的场景下，传统图像传感器的定位效果并不理想，针对对事件相机工作原理和其事件数据的分析介绍，考虑引入事件相机，来实现基于基于事件数据的可见光图像定位，利用事件相机低延迟(20us)、高动态范围(120dB)、低数据量的优势，克服了传统图像传感器在一些特殊场景下定位效果不理想的情况。

接着，通过对事件相机中的噪声类型进行了分析，背景噪声是其最明显的一类噪声，为了克服在 LED 信标检测过程中相机的噪声和背景运动产生的事件对信标检测的影响，提出一种基于信标频率映射的 LED 信标检测方法，提高了对 LED 信标像素位置检测的精确度，该算法一共可分为三个阶段，通过事件相机所记录的事件序列，生成一段时间内的极性转换事件间隔，通过对极性转换事件间隔转化为信标频率映射，根据信标频率映射求得所求频率 LED-ID 的像素位置坐标。

进一步，基于以上所提出的 LED 信标检测方法，提出基于两盏 LED 的事件数据定位算法，所提算法在基于多盏 LED 的定位场景下，通过中值选择的优化策略，进一步提高了对定位的稳定性和精确度，同时，分析了相机的非线性成像

模型和其在定位场景下的相机姿态对定位精度的影响，求解了相机相对世界坐标系的旋转角和相机畸变参数，通过验证，进一步提高了基于事件数据的可见光定位的精确度和稳定性。

最后，在可见光移动定位的场景下，通过所提的定位算法并结合粒子滤波(Particle Filter, PF)，实现对移动终端运动轨迹的跟踪预测，PF 算法根据其当前时刻生成的信标频率映射，更新当前时刻每个粒子的权重，来实现对相机位置坐标的最优估计，初始状态下，分别验证了跟踪粒子速度准确，位置不准确和位置准确，速度不准确两种情况，算法最后都达到了收敛，接着验证了在多 LED 场景下，基于中值选择的优化策略，在定位跟踪过程中的结果，通过对结果分析，中值选择的优化策略进一步提高了定位跟踪的稳定性和性能。考虑在复杂或存在遮挡的定位场景下，定位实时性不高，跟踪过程不稳定的问题，提出对粒子滤波的改进算法 MS-PF，最终通过对结果的验证分析，嵌入均值漂移(Mean Shift, MS)的 PF 算法，在降低了计算量的同时，有效提高了对定位跟踪的实时性和鲁棒性。

5.2 工作展望

通过对本文所做的工作进行总结展望，虽然本文取得了一些阶段性成果，但仍存在大量不足之处以待改进，主要有以下方面：

本文虽然实现了在二维的场景下对待定位终端的定位和跟踪，但是所提的基于事件数据的可见光图像定位方法可同时应用于三维的场景下，在三维场景的定位过程中，对影响定位的因素可能更为复杂，这是在今后的研究中值得深入考虑研究的。

提出的基于改进的 MS-PF 算法，虽然降低了计算量和提高了跟踪的实时性，具有一定的抗遮挡能力，但是如果运动的目标如果若存在严重长时间被遮挡的情况并没有考虑，未来可以考虑若目标被长时间遮挡的情况下，如何提高和优化对目标的实时跟踪和定位性能。

本文的相关实测数据都是在室内场景下测得的，并未考虑到，在室外环境下更为复杂的场景中对定位效果的影响，同时对移动目标的轨迹跟踪算法性能都是基于仿真得到的结果，下一步应该考虑通过在平台上对算法进行实际验证，设计出完整的定位系统，使跟踪定位算法更具有使用价值。

致 谢

落笔至此，抬头望向窗外，已是阳春三月，春回大地，回首三年的研究生生活，感慨良多，也成长良多，收获良多，当然，这些收获和成长也离不开老师、同学和朋友们真诚无私的帮助，在此我想向他们表达我最诚挚的谢意。

首先，我要感谢我的老师王正海教授，非常有幸研究生期间在王老师的课题组里一起学习，一起生活。王老师渊博的专业知识和丰富的实践经验对我影响深刻，他常以兴趣驱动的方式去引导我们学习，并学以致用，善于培养我们的动手能力，正是有了王老师的严格、无私、高质量的指导，我才能在这三年里迅速吸取专业知识并快速提升自己，能够更加从容面对学习中的各种难题，王老师不仅是我们学习上的老师，也是我们生活上的老师，在传授我们专业知识的同时，在生活上也给了我们很多关怀，感谢王老师在秋招期间，给我的意见和建议。另外，我还要感谢赵志欣老师、邓晓平老师对我的帮助和指导，在此，向各位老师致以我最崇高的敬意和最诚挚的感谢，祝老师们事业顺心、桃李满天下。

其次，我要感谢课题组的各位家人们，感谢高晓晓师姐对我科研学习上的入门指导，感谢张旭师兄对我人生道路和就业选择上的建议，感谢徐良平师兄的关心和学习上的帮助，感谢周硕师兄的热情帮助；感谢王早博士带我快速融入研究生的生活，感谢陈煊邦博士对我科研实验上的帮助和指导。感谢卢海洲硕士，我们每天在实验室奋战到深夜。感谢梅佳能硕士，在生活上带来的欢乐。感谢雷恺硕士、袁建军硕士、方港硕士、张胜硕士、陈铭钧硕士、许梦真硕士、李小青硕士，作为科研小伙伴我们一起学习。我也要感谢何娇娇师妹、杜晓晨师妹、曾宪桢师弟、初林栩师弟、陈志新师弟、李沛雨师弟的鼓励和帮助。非常有幸能够在这个有爱的大家庭里一起学习成长，度过了难忘的三年，这些都将是我最宝贵的回忆。其次，我还要感谢 1035 的兄弟们，感谢刘超良、菅杰、程培伟，祝你们将来工作顺利，生活幸福。

接着，我要感谢我的家人，虽相隔千里还时刻记挂着我的健康和安全，一直都无条件的在背后默默的支持和鼓励我，感谢你们对我每一个选择的尊重，正是你们给了我克服困难的勇气和前进的动力。

最后，衷心感谢审阅我论文的各位专家，感谢你们给了我一次审视自己学习成果的机会，为我的论文提出宝贵的意见。

韶光易逝，终有别离，前路漫漫，愿世间万物越来越好。

郭福涛
2023 年 3 月

参考文献

- [1] 张宁, 付炜平, 孟荣, 等. 室内空间定位方法研究综述[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(03): 882-892.
- [2] El-Sheimy N, Li Y. Indoor navigation: State of the art and future trends[J]. Satellite Navigation, 2021, 2(1): 1-23.
- [3] 刘艳亮, 张海平, 徐彦田, 等. 全球卫星导航系统的现状与进展[J]. 导航定位学报, 2019, 7(1): 18-21.
- [4] Uemoto J, Nadai A, Kojima S, et al. Extraction and height estimation of artificial vertical structures based on the wrapped interferometric phase difference within their layovers[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 139: 14-29.
- [5] Li J, Feng G, Wei W, et al. PSOTrack: A RFID-based system for random moving objects tracking in unconstrained indoor environment[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(6): 4632-4641.
- [6] Anum H, Ahmed H A. Survey on indoor positioning applications based on different technologies[C]. 2018 12th International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS). IEEE. 2018.
- [7] Niu X, Liu T, Kuang J, et al. A novel position and orientation system for pedestrian indoor mobile mapping system[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(2): 2104-2114.
- [8] Li Q, Qu H, Liu Z, et al. AF-DCGAN: Amplitude feature deep convolutional GAN for fingerprint construction in indoor localization systems[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2019, 5(3): 468-480.
- [9] Atia M M, Noureldin A, Korenberg M J. Dynamic online-calibrated radio maps for indoor positioning in wireless local area networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 12(9): 1774-1787.
- [10] Zhuang Y, Syed Z, Li Y, et al. Evaluation of two WiFi positioning systems based on autonomous crowdsourcing of handheld devices for indoor navigation[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 15(8): 1982-1995.
- [11] Zhou B, Chen Q, Wymeersch H, et al. Variational inference-based positioning with nondeterministic measurement accuracies and reference location errors[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 16(10): 2955-2969.
- [12] 陈静, 刘旋, 郑杰. 可见光室内定位技术研究进展[J]. 电讯技术, 1-19[2023-03].<https://doi.org/10.20079/j.issn.1001-893x.221210001>.
- [13] Zhuang Y, Wang Q, Shi M, et al. Low-power centimeter-level localization for indoor mobile robots based on ensemble Kalman smoother using received signal strength[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(4): 6513-6522.

- [14] 王正海, 许梦真, 梅佳能, 等. 基于新型开关键控编码脉冲对的异步可见光定位方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44: 1-9.
- [15] Salvi S, Geetha V, Praveen K, et al. LiCamPos: An indoor positioning system using light to camera communication[C]. 2021 2nd International Conference on Secure Cyber Computing and Communications (ICSCCC). IEEE, 2021: 261-266.
- [16] He J, Jin X, Gong C, et al. Indoor 3D visible light positioning with millimeter accuracy based on dual cameras[C]. 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall). IEEE, 2021: 1-5.
- [17] Fang J, Yang Z, Long S, et al. High-speed indoor navigation system based on visible light and mobile phone[J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(2): 1-11.
- [18] Rahman M H, Sejan M A S. Performance analysis of indoor positioning system using visible light based on two-LEDs and image sensor for different handheld situation of mobile phone[C]. 2020 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP). IEEE, 2020: 1515-1518.
- [19] Guan W, Chen S, Wen S, et al. High-accuracy robot indoor localization scheme based on robot operating system using visible light positioning[J]. IEEE Photonics Journal, 2020, 12(2): 1-16.
- [20] 迟楠. LED 可见光通信技术[M]. 清华大学出版社, 2013.
- [21] Lee Y U, Baang S, Park J, et al. Hybrid positioning with lighting LEDs and Zigbee multihop wireless network[C]. Broadband Access Communication Technologies VI. SPIE, 2012, 8282: 144-150.
- [22] Lee Yong Up, Kavehrad Mohsen. Two hybrid positioning system design techniques with lighting LEDs and ad-hoc wireless network[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2012, 58(04):1176-1184
- [23] Taylor M T, Hranilovic S. Angular diversity approach to indoor positioning using visible light[C]. 2013 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2013: 1093-1098.
- [24] Sertthin C, Tsuji E, Nakagawa M, et al. A switching estimated receiver position scheme for visible light based indoor positioning system[C]. 2009 4th International Symposium on Wireless Pervasive Computing. IEEE, 2009: 1-5.
- [25] Hasan A, Glass T, Alam F, et al. Fingerprint-based visible light positioning using multiple photodiode receiver[C]. 2020 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS). IEEE, 2020: 1-6.
- [26] Bakar A H A, Glass T, Tee H Y, et al. Accurate visible light positioning using multiple-photodiode receiver and machine learning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1-12.
- [27] Chen Y, Guan W, Li J, et al. Indoor real-time 3-D visible light positioning system using fingerprinting and extreme learning machine[J]. IEEE Access, 2019, 8: 13875-13886.
- [28] Zhang K, Zhang Z, Zhu B. Beacon LED coordinates estimator for easy deployment of visible light positioning systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(12): 10208-10223.
- [29] Soner B, Coleri S. Visible light communication based vehicle localization for collision

- avoidance and platooning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(3): 2167-2180.
- [30] Jung Soo-Yong, Hann Swook, Park Chang-Soo. TDOA-based optical wireless indoor localization using LED ceiling lamps[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2011: 1592-1597
- [31] Wu P, Lian J, Lian B. Optical CDMA-based wireless indoor positioning through time-of-arrival of light-emitting diodes[C]. 2015 14th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOON). IEEE, 2015: 1-3.
- [32] Zhang C, Li D, Feng X, et al. Indoor visible light positioning method based on TDOA and fingerprint[C]. 2021 IEEE International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI). IEEE, 2021: 397-401.
- [33] 王旭东, 董文杰, 吴楠. 基于 TDOA/AOA 混合的高精度室内可见光定位算法[J]. 系统工程与电子技术, 2019,41(10):2371-2377.
- [34] 周燕, 李华旺, 张永合. 基于有界网格的贝叶斯滤波位置估计算法[J]. 激光与光电子学进展, 2022,59(05):108-115.
- [35] Hussain B, Wang Y, Chen R, et al. Camera Pose Estimation Using a VLC-Modulated Single Rectangular LED for Indoor Positioning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-11.
- [36] Wang Y, Hussain B, Yue C P. Arbitrarily tilted receiver camera correction and partially blocked LED image compensation for indoor visible light positioning[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22(6): 4800-4807.
- [37] Danakis C, Afgani M, Povey G, et al. Using a CMOS camera sensor for visible light communication[C]. 2012 IEEE Globecom Workshops. IEEE, 2012: 1244-1248.
- [38] Li Z, Jiang M, Zhang X, et al. Space-time-multiplexed multi-image visible light positioning system exploiting pseudo-miller-coding for smart phones[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(12): 8261-8274.
- [39] Zhang B, Zhang M, Han D, et al. A Visible Light Positioning System with Improved Positioning Algorithm Based on Stereo Camera[C]. Asia Communications and Photonics Conference. Optical Society of America, 2019: M4A. 15.
- [40] 许永泽, 陈哲. 基于 LED 与图像传感器的可见光三维定位系统[J]. 激光与光电子学进展:1-20.<http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.tn.20220617>: 1-20
- [41] Zhang R, Zhong W D, Kemao Q. A singular value decomposition-based positioning algorithm for indoor visible light positioning system[C]. Conference on Lasers and Electro-Optics/Pacific Rim. Optica Publishing Group, 2017: s1997.
- [42] 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.
- [43] Cheng H, Xiao C, Ji Y, et al. A single LED visible light positioning system based on geometric features and CMOS camera[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2020, 32(17): 1097-1100.
- [44] Wang Y, Hussain B, Yue C P. Arbitrarily tilted receiver camera correction and partially blocked

- LED image compensation for indoor visible light positioning[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22(6): 4800-4807.
- [45] Wang Y, Gong Y, Shi Z. Research on the collinear equation model of visual positioning based on visible light communication[C]. MATEC Web of Conferences. EDP Sciences, 2015, 22: 02003.
- [46] Hua L, Zhuang Y, Li Y, et al. FusionVLP: The fusion of photodiode and camera for visible light positioning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(11): 11796-11811.
- [47] Bai L, Yang Y, Guo C, et al. Camera assisted received signal strength ratio algorithm for indoor visible light positioning[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(11): 2022-2025.
- [48] B Bai L, Yang Y, Zhang Z, et al. A High-Coverage Camera Assisted Received Signal Strength Ratio Algorithm for Indoor Visible Light Positioning[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(9): 5730-5743.
- [49] Pergoloni S, Biagi M, Colonnese S, et al. A space-time RLS algorithm for adaptive equalization: The camera communication case[J]. Journal of Lightwave Technology, 2017, 35(10): 1811-1820.
- [50] Taverni G, Moeys D P, Li C, et al. Front and back illuminated dynamic and active pixel vision sensors comparison[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2018, 65(5): 677-681.
- [51] Gallego G, Delbrück T, Orchard G, et al. Event-based vision: A survey[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2020, 44(1): 154-180.
- [52] 黄小平. 粒子滤波原理及应用[M]. 电子工业出版社. 2017
- [53] 李菁. 可见光室内定位技术研究[D]. 北京. 北京邮电大学. 2014.
- [54] 马艳阳, 叶梓豪, 刘坤华, 等. 基于事件相机的定位与建图算法: 综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(7): 1484-1494.
- [55] A. Khodamoradi and R. Kastner. O(N)-Space Spatiotemporal Filter for Reducing Noise in Neuromorphic Vision Sensors[J]. in IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, vol. 9, no. 1, pp. 15-23, 1 Jan.-March 2021, doi: 10.1109/TETC.2017.2788865.
- [56] 周小龙, 刘倩倩, 产思贤, 等. 基于事件相机的视觉跟踪算法综述[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(11): 2325-2332.
- [57] 张文文. 面向异步地址事件的视觉内容高质量重建[D]. 西安电子科技大学, 2021
- [58] Chen Y, Ren Z, Han Z, et al. LED based high accuracy indoor visible light positioning algorithm[J]. Optik, 2021, 243: 166853.
- [59] Abou-Shehadeh I M, AlMuallim A F, AlFaqeh A W K, et al. Accurate indoor visible light positioning using a modified pathloss model with sparse fingerprints[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(20): 6487-6497.
- [60] 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.
- [61] Lin B, Ghassemlooy Z, Lin C, et al. An indoor visible light positioning system based on optical camera communications[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2017, 29(7): 579-582.

- [62] Zhu B, Cheng J, Yan J, et al. VLC positioning using cameras with unknown tilting angles[C]. GLOBECOM 2017-2017 IEEE Global Communications Conference. IEEE, 2017: 1-6.
- [63] He J, Jin X, Gong C, et al. Indoor 3D visible light positioning with millimeter accuracy based on dual cameras[C]. 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall). IEEE, 2021: 1-5.
- [64] Kinoshita M, Toguma T, Yamaguchi S, et al. Performance Enhancement of Rolling Shutter Based Visible Light Communication via Selective Reception Using Dual Cameras[C]. 2022 IEEE 19th Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC). IEEE, 2022: 853-857.
- [65] Carver C, Wu S, Rogers A, et al. Indoor localization through visible light characterization using front-facing smartphone camera[C]. 2017 IEEE 14th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS). IEEE, 2017: 575-579.
- [66] Pan W, Hou Y, Xiao S. Visible light indoor positioning based on camera with specular reflection cancellation[C]. 2017 Conference on Lasers and Electro-Optics Pacific Rim (CLEO-PR). IEEE, 2017: 1-4.

攻读学位期间的研究成果

主要参与项目：

1. 参与了国家自然科学基金项目：基于 MIRFS 的大型无线系统网络时间隐蔽同步理论研究

参赛获奖：

1. 2022 年 8 月：“第十七届中国研究生电子设计竞赛”获华中赛区一等奖
2. 2022-2023 年研究生一等学业奖学金
3. 2021-2022 年研究生二等优秀奖学金
4. 2020-2021 年研究生二等学业奖学金