



全日制学术型研究生毕业论文 (申请硕士学位)

论 文 题 目 基于 SLAM 的地下空间环境
移动测量方法研究

学 位 申 请 人 周盼辉

专 业 方 向 地图学与地理信息系统

研 究 方 向 3S 技术理论与应用

指 导 教 师 吕开云 副教授

2018 年 6 月 12 日



The Reseach on mobile mapping system of underground space

Based on SLAM

A dissertation submitted for the degree of master

Master Candidate: Zhou Panhui

Major: Cartography and Geographic Information System

Study orientation: 3S technology theory and application

Dissertation supervisor: Lv Kaiyun Associate Professor

East China University of Technology

June,2018

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研究成果，尽我所知，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，也不包含本人为获得其它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感谢。

作者签名：_____ 日期：_____ 年 _____ 月 _____ 日

关于论文使用授权的说明

本学位论文作者完全了解东华理工大学有关保留、使用学位论文的规定：东华理工大学有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅，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、汇编学位论文，并且本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

保密的学位论文在解密后也遵守此规定。

作者签名：_____ 导师签名：_____

日期：_____ 年 _____ 月 _____ 日

论文答辩日期：_____ 年 _____ 月 _____ 日

东华理工大学研究生毕业（学位）论文中文摘要首页用纸

毕业论文题目： 基于 SLAM 的地下空间环境移动测量方法研究

地理学 专业 2015 级硕士生姓名： 周盼辉

指导教师（姓名、职称）： 吕开云 副教授

摘 要

随着经济社会的不断发展和城市化进程的加快，城市人口剧增，导致城市土地利用资源愈发紧张。为缓解“城市综合症”，对地下空间合理的开发与利用成为有效的解决对策。现如今地下空间的规划与利用程度也逐渐成为衡量城市发展水平的重要指标之一。在地下空间测量领域，传统的测量方式费时费力，效率不高，而地上空间上采用高效的移动测量方法却主要依赖于 GPS 信号进行定位定姿，地下空间的无 GPS 或者弱 GPS 条件则限制了移动测量方法的应用。计算机领域 SLAM 技术则不需要 GPS 信号，便可估计出载体的位姿，可用于地下空间的定位与制图。基于此，本论文对基于 SLAM 的地下空间环境移动测量方法进行了以下研究：

（1）根据地下空间移动测量系统的采集原理，从时间配准和空间配准角度出发，在深入探索数据采集完成后所获取的多源数据的组织与对应关系，提出数据处理完整流程，从预处理到后处理，可以将移动测量系统采集的原始数据处理成为完整对接地下空间三维信息的实际成果要求。

（2）设计了一种基于 SLAM 的定位定姿技术，将 IMU 与激光数据使用非线性方法紧组合在一起，得到精确的轨迹。该方法首先考虑了 IMU 数据在进行非线性优化框架下的重复积分问题，使用预积分方式将运动方程转换为 IMU 测量值，然后考虑激光器数据中的运动变形，采用基于 IMU 推导轨迹的运动补偿 ICP 方法，使用非线性优化将两个传感器的信息同步融合在一起，完成前端初始轨迹的推导，最后采用闭环优化技术，对位姿图进行优化，长距离大尺度的轨迹进行累计误差消除，得到全局一致的轨迹和地图。

（3）通过在具体地下空间（地下商业中心）环境下采集三组实际数据（如地面具有一定起伏的地下车库、地面平整的地铁换乘环岛区域）对方法进行了测试和验证，并从定性和定量两个方面进行精度评定。实验结果表明，本文设计的基于 SLAM 的地下空间移动测量方法，能够精确采集地下三维空间信息，验证了方法的有效性，具备很强的实际意义。

关键词：SLAM，地下空间，移动测量系统，三维激光点云，影像数据

东华理工大学研究生毕业（学位）论文英文摘要首页用纸

THESIS: *The Reseach on mobile mapping methods of underground space
Based on SLAM*

SPECIALIZATION: *Geography*

POSTGRADUATE: *Zhou Panhui*

MENTOR: *Ly Kaiyun*

Abstract

With economy and society keep advancing and urbanization accelerating, urban population has surged, resulting in a shortage of urban land. The appropriate development and utilization of underground space are effective solutions to relieve the “urban syndrome”. At present, the plan and utilization of city’s underground space have eventually become primary criteria for evaluating the development level of a city. In the field of measurement of underground space, the conventional measurement methods are time-consuming, inefficient, and space efficient measurement method using mobile GPS signal is mainly dependent on the orientation of underground space, no GPS or weak GPS condition is limited by the mobile measurement methods should be used. The SLAM technology in the computer field depends on the GPS signal, which can be used to estimate the position and position of the carrier, and can be used for the location and mapping of the underground space. Based on this, this paper studies the method of moving measurement of underground space environment based on SLAM.

First of all, according to the acquisition principle of underground space mobile measurement system, starting from the time of registration and registration in the space perspective, in-depth exploration of organization and corresponding relation of multi-source data obtained after the completion of data acquisition, data processing of the complete process, from pretreatment to the original data, can move the measurement process to be practical results the 3D information of the complete docking underground space requirements.

Secondly, a positioning and positioning technology based on SLAM is proposed, which combines IMU and laser data with nonlinear methods innovatively, and gets the precise trajectory. Firstly, the IMU data in the problem of repeated integral under the framework of nonlinear optimization, the use of pre integral mode equation of motion will be converted to IMU measurements after considering the laser data in motion and

deformation, forward motion compensation method of ICP IMU is derived based on trajectory, after using nonlinear optimization two sensor information fusion synchronization together, complete the initial trajectory derived front, after using the closed-loop optimization technique, pose graph optimization, long distance and large scale track of the cumulative error elimination, global consistent trajectory and map.

Finally, through the concrete in underground space (underground commercial center) under the environment of three sample data acquisition (such as subway zone around the ground with the ups and downs of the underground garage, the ground level) of method was tested and verified, and the accuracy evaluation from two aspects of qualitative and quantitative. The experimental results show that the proposed underground space mobile measurement method based on SLAM can accurately collect underground 3D spatial information, verify the effectiveness of the method, and has a strong practical significance.

Keywords: SLAM, underground space, mobile mapping system, 3D laser point cloud, image data

目 录

摘 要	I
Abstract	III
图表目录	VII
1 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 同步定位与测图发展现状	2
1.2.2 地下空间测量技术现状	5
1.3 论文研究内容	6
1.4 论文结构安排	6
2 地下空间移动测量系统设计	7
2.1 地下空间移动测量模块	7
2.1.1 系统组成	7
2.1.2 传感器选型	8
2.2 系统基本原理	11
2.2.1 坐标系	11
2.2.2 时空对齐	12
2.3 系统数据采集	14
2.3.1 作业准则	14
2.3.2 采集参数设置	14
2.3.3 采集数据检查	15
2.3.4 质量检查	15
2.4 系统数据处理	15
2.4.1 数据预处理	16
2.4.2 数据后处理	17
2.5 本章小结	17
3 基于 SLAM 的地下空间移动测量算法	19
3.1 SLAM 概率建模	19
3.2 IMU 运动积分	20
3.2.1 IMU 运动模型	21
3.2.2 预积分	22
3.2.3 主要实现代码	23
3.3 点云匹配	24
3.3.1 迭代最邻近点集匹配	24
3.3.2 运动补偿的点云匹配	25

3.3.3	主要实现代码.....	27
3.4	非线性优化	28
3.4.1	状态向量	29
3.4.2	误差项	29
3.4.3	紧组合求解	32
3.5	闭环优化	33
3.5.1	闭环检测	34
3.5.2	位姿图优化	34
3.6	点云解算	35
3.7	系统精度验证	36
3.8	本章小结	37
4	实验与分析	39
4.1	数据采集	39
4.2	控制点采集	40
4.2.1	采集要求	40
4.2.2	实测控制点	41
4.3	数据处理	42
4.3.1	轨迹解算及点云融合	42
4.3.2	全景拼接	43
4.3.3	点云拼接及相对坐标统一	44
4.3.4	通过控制点转换至全局坐标	44
4.3.5	全景生产	45
4.3.6	线划图	45
4.3.7	三维模型	46
4.4	精度评定	46
4.4.1	地下车库	47
4.4.2	地铁换乘环岛	48
4.4.3	地铁商业街	49
4.5	实验结论	51
4.6	本章小结	52
5	总结与展望	53
5.1	论文总结	53
5.2	未来展望	53
	致谢	55
	参考文献	57

图表目录

图 2.1 地下空间移动测量系统	7
图 2.2 地下空间移动测量系统子系统组成图	7
图 2.3 KVH 1775 IMU 参数	9
图 2.4 Nikon D5300	10
图 2.5 RIEGL VUX-1 激光扫描仪	10
图 2.6 空间直角坐标系转换	14
图 2.7 数据质量检查流程图	15
图 2.8 数据处理流程图	16
图 3.1 SLAM 问题的图模型	19
图 3.2 地下空间移动测量算法流程图	20
图 3.3 一帧点云数据中内部旋转变形	26
图 3.4 一帧点云数据中运动变形纠正后	27
图 3.5 仅定位激光解算出的点云数据	33
图 3.6 紧组合非线性优化解算出的点云数据	33
图 3.7 闭环纠正前后位姿图	35
图 3.8 地下停车场轨迹及定位点云	36
图 3.9 地下停车场三维点云	36
图 4.1 采集区域范围	39
图 4.2 控制点示意图	40
图 4.3 地下车库控制点及验证点的分布	41
图 4.4 地铁站换乘环岛处控制点及验证点的分布	42
图 4.5 地铁 3 号出口地下商业街控制点及验证点的分布	42
图 4.6 轨迹解算及点云融合	43
图 4.7 全景拼接软件	43
图 4.8 点云拼接	44
图 4.9 全局坐标转换	45
图 4.10 地下车库全景	45
图 4.11 地下车库线划图	46
图 4.12 地铁三维精细模型	46
图 4.13 地下车库整体点云	47
图 4.14 地铁换乘环岛整体点云	48
图 4.15 地铁商业街整体点云	50

表 2.1 激光扫描仪极坐标系数据样例	11
表 4.1 地下空间项目采集工作表	40
表 4.2 地下车库控制点坐标表	47
表 4.3 地下车库精度验证情况表	48
表 4.4 地铁换乘环岛控制点坐标表	49
表 4.5 地铁换乘环岛精度验证情况表	49
表 4.6 地铁商业街控制点坐标表	50
表 4.7 地铁商业街精度验证情况表	51

1 绪论

1.1 研究背景及意义

随着我国经济的高速发展,城市地下空间的开发数量随之呈线性增长,体系也得到不断完善,尤其是我国地下大型公共设施开发利用的总体规模和发展速度在世界各国中已名列前茅^{[1][2]}。在经济的驱动下,推进了我国城市化的进程,地下空间中的基础设施也取得硕果,其中包括地下综合管廊、地下商场、地铁、地下停车场不断地进行新建、扩建或改建,俨然我国已经迈向城市地下空间开发与利用的大国行列^{[3][4]}。我国城市地下空间开发利在功能上以地下交通为主流:城市轨道交通建设速度已居世界首位;城市地下快速道路建设已经起步并将加速发展;城市大型地下综合体的建设已经成为许多大城市地下空间开发利用的亮点,并达到了国际先进水平^[5]。城市轨道交通是可持续发展、绿色交通的不可缺少的基础性设施。由于缺乏科学规划、合理有序的开发,造成城市空间资源日益紧张的问题,地下轨道交通和大型城市地下综合体等地下空间的开发利用愈来愈为城市管理者所重视^[6]。

目前,对地下空间进行合理开发与利用是城市发展的必然趋势,其不仅可以避免土地资源紧张,有效的提高土地利用效率,也能缓解城市地上交通的压力,而且还是衡量城市现代化的重要指标之一^{[7][8]}。加强城市的地下空间利用将能够改善城市的生态环境,大幅度的降低城市的污染问题,从而达到与城市有关的历史文化方面的生态景观予以保持,可有效的增加城市的植被覆盖度使城市的空气得以净化,城市居民休闲娱乐的公共基础设施在一定程度上也会得到扩充^[9]。合理的对城市地下空间进行规划,在促进城市现代化发展进程的同时,还将提高城市的经济效益和社会效益,从而提升城市居民的幸福指数^[10]。所以,为了让城市有更快更好更高效的发展,务必要对城市的地下空间开发与利用做出长久有效的规划。

传统的测量方法一般采用导线作业,测量速度慢、测量精度低的缺陷逐渐凸显^[11]。而三维激光扫描移动测量系统在数据采集时具有高效率和数据丰富程度方面具有无可比拟的优势;在测量精度上,三维激光扫描移动测量的精度也随着 GNSS、惯导、相机、激光扫描仪等硬件和组合导航算法的发展而不断提升^{[12][13]}。然而,在地面测量中,利用 DGPS/IMU(差分全球卫星定位/惯性测量)集成定位定姿系统直接获得动态、连续的空间测量基准的方法被广泛应用在移动扫描三维测绘系统中^[14]。DGPS 直接提供绝对位置参考,且具有测量精度不随时间变化的优点,可以用于纠正单独的惯性测量随时间积累的误差^[15]。目前, DGPS+IMU 组合导航几乎是主流移动三维测图系统的标配,但是,在地下环境中,由于无法接收到 GPS 信号,移动三维激光扫描测量系统缺乏类似地面动态测量空间基准,在 GPS 信号失锁的情况很难有效工作,不能直接应用到地下空间的三维测量中来^{[16][17]}。

来自机器人领域的技术^[18],即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping)以下简称 SLAM 技术不需要依靠 GPS 信号就可以进行自主定位,并且还能

够降低三维测图系统整体成本。基于 SLAM 技术不仅在移动测量中的应用已经成为众多学者研究的热点，同时也广泛的应用到现代三维测绘、无人驾驶和智能机器人等领域^[19]。因此，迫切需要发展基于 SLAM 技术的高精度、高效率、地上地下无缝、新型的地下空间精细三维测图与建模的移动测绘方法和技术，开展面向地下空间三维精细测图、建模和 BIM 应用研究，对于实现地下空间安全监测和运营管理具有十分重要的意义。

1.2 国内外研究现状

在对测绘要求越来越高的时代，除了对其精度的要求以外，对测绘数据采集以及更新快速的要求也提出了新的要求，测绘数据从二维数据发展到三维数据，从传统的全站仪、水准仪等传统测绘来说，已经满足不了当下环境的要求，历经时代发展、技术前进的推动，移动测量系统 MMS(Mobile Mapping System)诞生。经过十几年的发展，目前主流的移动测量系统其定位定姿原理是基于 GPS/INS 组合导航^[20]，因此其主要应用的场景在有 GPS 信号或者信号良好的地方，而地下空间属于典型的无 GPS 信号或者弱 GPS 信号的场，因此需要采用新的定位定姿技术路线，而在计算机视觉以及机器人领域中取得长足发展的 SLAM 技术可以不依赖于 GPS 信号进行载体位姿估计，所以基于 SLAM 的地下空间环境下移动测量方法研究具有可行性。论文从 SLAM 技术发展、地下空间测量技术两个方面来阐述其研究现状。

1.2.1 同步定位与测图发展现状

同步定位与测图即 SLAM 技术自 Smith 与 Cheeseman 在 1986 年初次提出，在之后的 90 年代完成了很多基础性的研究工作^[21]。随着不同传感器（如相机、激光雷达、雷达等）不断出现，相应的新方法也不断的在发展，同时出现了新的地图数据表达方式。SLAM 所存在的问题是一个较为复杂的问题集合，每一个部分均会影响到最终结果的鲁棒性。传感器数据提取^[22]，基元搜索^[23]，数据关联^[24]，或者地图存储更新^[25]都是 SLAM 中的子问题。可以按照不同子问题去探索 SLAM 问题的发展现状，但从估计方法的角度去考察，会更加符合当前 SLAM 领域的发展现状。

目前按照状态估计方法，SLAM 可以分为两类，基于滤波以及基于优化。前者使用迭代的方式进行状态估计，一般适用于在线的 SLAM 而后者使用批处理的方式，一般应用于离线的 SLAM。

（1）基于滤波的 SLAM

基于滤波的方法从贝叶斯滤波发展而出，一般形式是两步迭代处理。在第一步中，通过使用一个运动模型以及控制输入 u_k 对机器人的位姿以及环境地图进行预测，而在第二步中，从传感器数据得到的当前观测 z_k ，会与地图进行匹配从而对之前预测的状态量进行校正。将观测值与地图环境关联起来的模型就是观测模型。这两个步骤进行迭代处理，从而渐进性式的使用传感器数据来估计数机器人的位姿和地图。

1) 扩展卡尔曼滤波

扩展卡尔曼滤波(EKF)方法是卡尔曼滤波方法的一个扩展,用于非线性系统下的状态估计^[26]。在处理线性系统时,卡尔曼滤波的基本方程十分适用,能够很好的收敛,SLAM系统是一个非线性系统,扩展卡尔曼滤波是一个处理非线性系统的常用方法^[27],因此在SLAM中使用的很多。Civera^[28]提出了一种特殊的地标点参数化方法,在构建地图的地标点只有在具有足够的精度时,才加入到EKF中。姬春艳^[29]为了控制线性化误差,利用EKF将非线性滤波转换为卡尔曼增益的影响。但是随着地图尺寸不断的增加导致EKF不适用处理大尺度SLAM问题,为了克服这个问题,子图概念提了出来。Williams S^[30]提出了受限相关子图滤波方法,其子图之间是不相关的,但这会导致闭环难以处理。Neira J.^[31]则提出了不同的方式,在进行局部地图创建时使用分治法,以便于得到精确的全局地图。在创建子图时,会有一些新的策略进行处理,如Blanco J.^[32]提出同时观测到的地标数来决定,以及Chli M.^[33]提出了子图的另一个方式通过地标之间的相关性,来压缩EKF SLAM,其将状态向量划分为活跃部分(用于更新)和非活跃部分,后者则被压缩成一个轻量的系数矩阵。

2) 无迹卡尔滤波

为了弥补EKF在处理强非线性系统时的缺点,Julier et al^[34]提出了可以避免计算雅克比矩阵的无迹卡尔曼滤波(UKF)方法。其主要思想是使用对sigma点粒子采样,粒子是在似然函数计算出的期望值附近选取,然后通过非线性函数进行映射,之后再再次计算出估计值,这个方法的主要缺陷是计算代价较高。

3) 信息滤波

卡尔曼滤波的另一类变化是信息滤波(IF)^[35],信息滤波可以看作是卡尔曼滤波的逆过程,其特殊之处在于将信息矩阵定义成为协方差矩阵的逆。信息滤波的主要的优势是更新步骤具有可加属性,而考虑观测值可以不依赖其顺序^[36]。通过打断数据之间的弱连接^[37],可以构建出一个稀疏的信息矩阵,从而可以得到一个仅仅常量时间的更新效率。在单目单载体的SLAM领域,信息滤波有一些应用^[38],但并没有像EKF那样流行起来,原因在于其需要将每个测量值都转到逆形式,而这很耗费时间。但是,在多载体SLAM领域中,IF进行了更加深入的研究

4) 粒子滤波

滤波SLAM的另一个主要的方法是基于粒子滤波(PF)。粒子滤波的基本原理是根据状态量的概率密度,将其采样为一个粒子集合。之后,在每一次过滤过程中,先完成每一个粒子的位置预测,之后根据观测值再进行更新。最著名的粒子滤波算法是FastSLAM^[41],其主要之前的工作有,对每个地标点通过EKF估计,而粒子主要用于轨迹的估计。Eade E.^[42]通过对FastSLAM实时的进行处理,发现基于粒子的滤波(PF)的主要优势是其不需要对噪声进行高斯假设,可以用于任何分布。即便如此,PF还是会存在长时间处理导致不一致的问题。可以将FastSLAM加入到IF中解决这个问题,但是题是计算代价很高。Hahnel D.^[43]将FastSLAM应用于激光数据SLAM,激光数据的匹配会得到里程观测值,之后在重采样的部分对粒子的权重进行估计。通过实

验发现其贝叶斯基础扩展到可转换置信模型（TBM）框架中，能够在格网地图中表达。

基于滤波的方法在处理视觉传感器得到 3D 点以及在处理激光数据的 2D 占据格网时会用的较多。Moravec H^[44]以及 Elfes A^[45]中可以看到相关工作，尤其是后者离散的格网本身会只允许有限数量的位置点作为候选点，可以在更新步骤中较好的适用，此外通过格网的占据率来表示地标的的不确定性可以允许只更新部分的地图。在更新这一步中，经典的方法是的基于贝叶斯公式或者 TBM 环境下最大化测量值与地图的相似度。使用雷达进行 SLAM 的相关工作也是用了滤波的方法，但是由于信号的噪声特点，其主要用于碰撞检测。

（2）基于优化的 SLAM

与基于滤波的方法一样，基于优化的 SLAM 一般也由两个子系统组成。第一个子系统根据传感器数据找出新的观测值与地图之间的对应关系从而构建出问题的约束项。第二个子系统根据构建的约束项计算或者细化载体的位姿以及地图，从而得到全局的一致性。与滤波一样，这些方法可以分为两个主要类别，光束法平差与基于图的 SLAM。

1) 光束法平差

光束法平差是一个用于联合求解 3D 结构以及相机参数（位姿）的视觉领域的技术^[46]。早期的大量工作主要关注在三维重建，之后便应用于 SLAM 中。其主要的思想是使用列文伯格-马尔奎特算法去优化一个目标函数。通过最小化重投影误差（之前的特征经过重新投影后与图像上的观测值之间的距离），来得到最佳的相机位姿和地标点位置。由于核心的光束法平差会在优化中考虑所有的变量，因此计算代价很高。Royer E^[47]采用局部优化方法，减少了复杂度并应用于自动驾驶中，可以基于离线构建的地图的得到精确的定位结果。Zhang Z^[48]提出了一个增量优化的方法，其只优化新出现的信息，作者使用一个滑动窗口内的三元组关键帧来最小化局部重投影误差，且两个视图中的公共点会考虑加入到优化部分。Michot J^[49]提出将惯性测量值来设置对两个误差项部分进行权值设置，通过在处理过程中保留骨架的帧，同时将大部分的特征和以及图像帧边缘化，只优化一部分的帧而解决闭环问题而只优化一部分的帧。

2) 基于图的 SLAM

TORO 算法^[50]使用一种随机梯度下降变量以及图中结点的新的参数化方法。该参数化方法采用一个树结构的形态，在每次迭代过程中，去定义和更新局部的区域。另一个显著不同的思路是不考虑欧式空间，而是在流形上进行处理。如 HOG-MAN 算法^[51]提出使用流形上的分层优化方法。最低的层表示原始数据，最高的层表示环境的结构信息。在 G2O^[52]中也使用了相似的表达方式，其使用 Hessian^[53]矩阵的结构来减少优化系统的复杂度。COPSLAM^[54]优化一个位姿图，即通过位置和位置的不确定性来构建位姿关系。与这些方法不一样，TreeMap^[55]对地图构建树，以及构建地标点的拓扑组合，用于得到更为稀疏的信息矩阵，以及加快处理时间。尽管没有使用图结构，iSAM(增量平滑与地图构建算法)通过对信息矩阵的简化来加速优化。

由于基于滤波和基于优化的 SLAM 的应用在不同场景, 因此对两者进行比较是很困难的事情, Strasdat H^[56]通过对两者进行了对较, 并对基于单目应用对比内容进行了扩展。结论是优化相较于滤波方法可以得到更优的结果, 原因在于后者存在线性化的问题。到目前为止, 不管是基于滤波的 SLAM 还是基于优化的 SLAM 方法, 对整个问题的理论框架已经大致完成, 后续的研究发展主要是稳健性以及计算效率。

1.2.2 地下空间测量技术现状

现如今由多传感器而组成的移动激光测量技术早已经成为采集地下空间三维信息最为有效方法^[57]。我国在地下工程空间比如: 地下矿山、地下人防工程、地铁、隧道、地下车场等开展了相关研究工作, 在地下工程空间信息的快速、准确获取中有一些初步的应用研究并取得丰富研究成果^[61]。移动三维激光扫描技术能够快速、高效率的采集大范围和高密度区域的三维空间信息, 目前其是一种主流的测量手段^[65]。但地下对于地下空间而言一般都没有或者较弱的 GPS 信号, 同时高精度 IMU 系统提供的可靠的定位定姿信息也仅仅能够满足较短的时间之内, 所以直接影像到移动三维激光扫描技术在地下空间中无法采集到有效的三维数据, 随着采集时间的推移, 所获得数据的可用性也会随之变弱^{[68][69]}, 从而不能达到满足使用要求。

近 20 年来视觉导航系统凭借其自主性、廉价性和可靠性成为诸多学者研究热点^{[70][71]}。其中 CCD 相机在视觉导航系统中运用最为广泛^[72], 主要依靠于它的传感器是属于典型的被动成像^{[75][76]}。在 2003 年胡庆武^{[77][78]}就开展序列影像辅助 DGPS/IMU 导航的研究, 但所获取的序列影像的特征点不够充足这直接导致了无法对影像运动进行分析, 以及序列影像中含有大面积的道路和天空的存在导致序列影像上纹理较弱, 影像特征自动提取与匹配难, 导致在长距离的序贯过程中会出现发散问题。利用激光雷达, 声纳等主动传感器主动探测方式进行环境感知的导航方法也是视觉导航的一个重要组成部分。其中在 1997 年着陆的火星探路者最具为代表性, 其携带的探索者号 (Sojourner Rover) 巡视探测器在前视距离探测时所采用的是编码激光条纹技术进行, 这种半主动探测方法可靠地解决了未知环境中的障碍识别问题^{[79][80]}。SLAM 技术, 其最初是为解决机器人在未知环境中的地图构建及自主定位问题, 后被广泛用于地下采矿、水下监测。SLAM 利用从开始时刻到当前时刻的载体上的传感器对环境的观测信息, 估计运动载体在当前时刻的位姿以及对环境特征的描述。

因此, 针对地下空间测量封闭环境无 GPS 信号的问题和惯性导航定位定姿随时间发散的带来的移动三维激光扫描进行地下空间三维测图与建模的局限, 将来自计算机视觉领域的 SLAM 技术引入到移动三维激光扫描系统, 不仅能克服室内无 GPS 信号的问题, 而且能快速高效的获取地下空间三维点云数据和 360 度全景影像数据, 极大的提高地下空间三维数据采集的效率及精度, 成为地下空间三维测图和建模的研究热点和发展方向。

1.3 论文研究内容

以实际工程遇到的问题为论文的提出点,从地下空间移动测量系统组成以及数据处理等关键问题展开论述,详细介绍基于 SLAM 的地下空间移动测量系统的工作原理、数据融合方法、并实现结果分析与精度评定等。具体研究内容如下:

(1) 地下空间激光移动测量系统组成。由定位定姿系统 (SLAM)、三维激光扫描仪与全景相机、工控计算机系统以及推车载体组成。在移动数据采集过程中,根据 SLAM 系统获取移动测量系统的高频率高精度姿态参数,激光扫描仪获取扫描对象的精确三维坐标,全景相机获取采集对象的纹理信息,采用时间空间配准原理,能够将采集的多传感器数据进行融合,获取地下空间三维信息。

(2) 设计了一套基于 SLAM 技术的地下空间轨迹生成及点云解算的流程方法,从数据预处理采集到数据后处理,完成对原始数据到最终测图建模成果的方法,高效快速的获取地下空间的三维信息,完整对接具体需求。

(3) 采用一种基于 SLAM 技术的地下空间环境移动测量方法,首先根据 IMU 数据推导初始轨迹,对点云数据的运动变形进行纠正,之后将激光数据进行匹配获取增量的姿态,然后使用非线性优化进行位姿与 IMU 数据的融合,完成前端的轨迹生成,在初始轨迹完成后,通过检测闭环,构建位姿图,使用图优化消除累计误差,获得全局一致的三维轨迹。

1.4 论文结构安排

论文结构共分为 5 章来构思编写,以理论和实验结合的方式来支撑论文研究内容。论文结构安排如下:

第1章, 从地下空间三维信息快速精确采集的需求与痛点出发,论文从同步定位与制图 SLAM 以及地下空间测量方法两个方面进行了现状分析,明确论文的研究内容,编制好论文的结构。

第2章, 地下空间移动测量系统构成介绍,介绍系统硬件结构,包括设备型号、设备参数等;在掌握系统构成基础上,分析该系统的工作原理,从时间、空间配准的角度出发介绍其地下空间环境采集技术方法;最后介绍系统了采集数据的作业流程。

第3章, 提出了基于 SLAM 的地下空间移动测量的原理与核心算法,并采用 c++ 编程语言开发了 SLAM 轨迹解算软件,本章是全文重点算法实现章节。本章从 SLAM 与轨迹解算、IMU 数据处理、点云匹配、信息融合与状态估计、闭环优化方法、三维点云地图生成以及精度验证等内容展开详细介绍。

第4章, 根据第 3 章的实验设计和流程来实现地下空间环境移动测量。从数据采集、预处理、轨迹解算、点云生成等一系列步骤进行实验,选定典型的环境进行论证,并从定性与定量的角度来对处理结果进行分析。

第5章, 对论文中测试过程遇到的问题以及技术细节等进行总结,并对未来工作进行进一步展望。

2 地下空间移动测量系统设计

2.1 地下空间移动测量模块

地下空间移动测量系统是将三维激光扫描仪、SLAM 定位定姿系统、全景相机等多源数据等先进的传感器和设备集成于一体，在载体的行进过程中，能够获取空间目标的三维激光点云和影像数据，并同步存储在系统计算机中，借助轨迹解算软件、点云解算软件、全景生成软件等应用软件，为数字博物馆、文物库房系统建设、考古工地数字化等文物领域提供所需的空間信息数据、属性数据和影像数据等^[81]。



图 2.1 地下空间移动测量系统
Figure 2.1 Underground Space Mobile Mapping System

2.1.1 系统组成

地下空间移动测量系统由定位定向、载体平台、相机、三维激光、采集控制、后处理等五个子系统组成，具体如下图 2.2 所示。

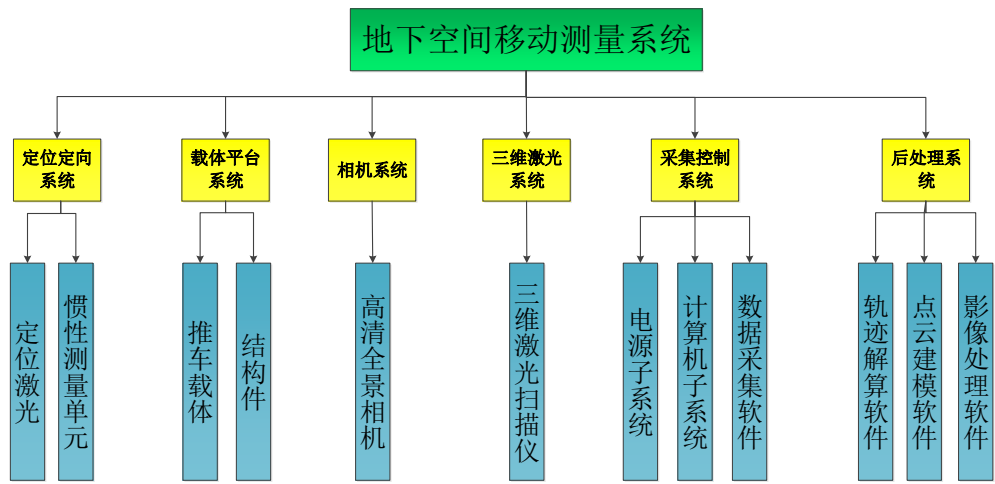


图 2.2 地下空间移动测量系统子系统组成图
Figure 2.2 Underground Space Mobile Mapping System Sub-system Composition Diagram

其中，定位定向系统用于计算出载体的位姿，为后续测量提供参考，包括定位激光器以及惯性测量单位；载体结构件系统主要作用是将通过机械设计各个传感器刚性连接在一起，有金属结构件构成，保证在数据测量过程中，各个传感器之间的空间关系保持稳定不变；相机系统主要是由多个高清相机耦合在一起，用于获取环境全方位的纹理信息，激光扫描仪系统主要是指用于采集环境三维信息的激光器，主要有两台单线二维激光扫描仪构成，在载体运行过程中，垂直侧扫；采集控制系统则由一台计算机、同步控制器与电源组成，同步控制器为系统提供统一的时间基准，各数据采集软件安装在工控机上，电源为各个设备供电。后处理系统是指对硬件设备采集的数据进行后续处理，将原始数据转换成为有用的信息，根据最终的需要来进行开发，有轨迹处理软件、点云处理软件、影像处理软件。

2.1.2 传感器选型

地下空间移动测量系统的数据处理结果的质量由两部分组成，一部分是硬件传感器的性能，第二部分是软件算法的效率，因此在进行系统设计时，需要对传感器的参数进行研究，选择最优的传感器，从而确保系统的良好运行。

(1) 定位定姿系统

在地下空间全景移动测量系统中，定位定姿技术是基于定位激光器与惯性测量单位的紧组合，从而估计出载体的位姿。其中定位激光器选用 Velodyne VLP-16 多线激光扫描器，Velodyne 公司生产的 VLP-16 激光雷达是其所有产品中最小的三维激光雷达，保留了电机转速可调节的功能，可以对周围环境进行多实效测量同时上传所测的距离值和反射率值。VLP-16 具有 100 米的远量程测量距离，拥有非常精细的外观和轻巧的重量仅有 830g，使得其安装起来快捷方便，将其安装在小型无人机和小型移动机器人上相当合适。每秒高达 30 万个点数据输出， $\pm 15^\circ$ 的垂直视场， 360° 水平视场扫描，IP67 的防护等级。可以接收第一次测量和最后一次测量的两次回波，同时还可以测量出距离值和反射强度值。

定位激光扫描参数：

- 激光线数：16 线
- 测量范围：100m
- 测量精度： $\pm 3\text{cm}$
- 垂直测量角度范围： 30° （ $+15^\circ$ 到 -15° ）
- 垂直方向角度分辨率： 2°
- 水平方向测量角度范围： 360°
- 水平方向角度分辨率： 0.1° 到 0.4°
- 测量频率：5 到 20Hz
- 激光安全等级：1 级（人眼安全）
- 激光波长：905nm
- 重量：830g

- 外形尺寸：103mmX72mm
- 防护等级：IP67
- 工作温度：- 10°C到 + 60°C
- 支持外接 GPS

与后续三维激光扫描系统中的选用激光器一致，因此在此处主要介绍惯性测量单元。惯性测量单位主要输出的数据包括角速度与加速度，一般在进行选型时，主要考虑 IMU 设备中陀螺仪与加速度计的性能指标，同时考虑传感器本身的尺寸大小，以及数据传输协议支持等等。经过选型对比后，地下空间移动平台定位定向系统中的 IMU 使用 KVH 1775，其主要参数如图 2.3 所示。

FIBER OPTIC GYROS	
Input Rate (max)	±490°/sec
Bias Instability (25°C)	≤0.1°/hr, 1σ (max) ≤0.05°/hr, 1σ (typical)
Bias vs. Temperature (≤1°C/min) max	≤1°/hr, 1σ (max) ≤0.7°/hr, 1σ (typical)
Bias Offset (25°C)	±0.5°/hr
Bias Magnetic Sensitivity (25°C)	±0.5°/hr/Gauss
Scale Factor Non-linearity (max rate, 25°C)	≤50 ppm, 1σ
Scale Factor vs. Temperature (≤1°C/min)	≤75 ppm, 1σ
Angle Random Walk (25°C)	≤0.012°/√hr (≤0.7°/hr/√Hz)
Bandwidth (-3dB)	≥1000 Hz at data rates of 2300 to 5000 Hz ≥440 Hz at data rate of 1000 Hz
ACCELEROMETERS	
Input Limit (max)	±10 g
Bias Instability (constant temp)	≤0.05 mg, 1σ
Bias Offset (constant temp)	±0.5 mg
Scale Factor Temperature Sensitivity (full scale, full temp)	≤500 ppm, 1σ
Velocity Random Walk (25°C)	≤0.12 mg/√Hz (0.23 ft/sec/√hr)
Bandwidth (-3dB)	≥200 Hz

图 2.3 KVH 1775 IMU 参数

Figure 2.3 KVH 1775 IMU Datasheet

(2) 相机系统

地下空间移动平台相机系统，高清全景相机系统,采用 Nikon D5300，搭载在全景平台中，用于实时采集高清全景影像，提供真实、准确的场景色彩信息，是一款可用于全景成像的相机型号。可图像采集、处理、拼接和校正等工作输出全景 360 度的图像和视频，适用全景电子地图以及地理测绘等应用



图 2.4 Nikon D5300

Figure 2.4 Nikon D5300 Camera

其系统参数如下：

- 全景相机整体解析度：5000 万像素；
- 单个 CMOS 解析度：6000×4000（2400 万像素）
- 有效视场角：360°*170°；
- 最大帧频率：1FPS；
- 重量：10KG；
- 数据接口：千兆网口；
- 曝光方式：可调

（3）三维激光扫描系统

三维激光扫描系统中主要包含的两个线扫激光器选用 RIEGL VUX-1，一款高性能、轻小型的三维激光点云数据采集系统，可快速、准确的发射、接收激光信息，返回激光接触面的距离、强度信息，并通过运算软件将这些信息编码储存。该设备拥有高精度的测量性能，适应不同项目测量的精度需求。测量过程中获取的数据记录在设备自带的固态硬盘中，在测量时扫描线的显示可通过局域网的 TCP/IC 协议来实现数据的传输、显示。



图 2.5 RIEGL VUX-1 激光扫描仪

Figure 2.5 RIEGL VUX-1 Laser Scanner

扫描仪技术参数：

- 精度 10mm，重复测量精度 5mm
- 扫描速度高达 200 线/秒
- 激光发射率 550khz
- 完美的平行线扫描，点云数据均匀
- 无穷次回波信号数字化
- 多周期回波（MTA）处理功能
- 小巧轻便，重量仅 3.6kg
- 适合专业无人机飞行平台及移动平台
- 预留电子和机械接口方便 IMU 安装

2.2 系统基本原理

地下空间移动测量系统需要将激光扫描仪、惯性测量单位、相机等多个传感器数据进行融合处理。进行数据融合需要保证各个传感器之间的数据在同一个时空下，否则无法使用 SLAM 技术进行位姿计算，因此首先需要定义各个传感器之间的各个坐标系关系，确定各个传感器采集的数据做时空参考，之后根据各个坐标系之间的关系，将所有的传感器数据统一到同一个参考下，最后在使用 SLAM 中的状态估计方法，完成位姿推算以及环境测图。

2.2.1 坐标系

地下空间移动测量系统中涉及到如下几个坐标系，激光扫描仪极坐标系、激光扫描仪直角坐标系，相机坐标系，全景相机坐标系，以及平台坐标系。

（1）激光扫描仪极坐标系

系统中采集的点云数据是在激光扫描仪极坐标系的数据格式，该坐标系是以扫描仪中心为坐标系的原点，以扫描光束为极轴，建立的坐标系为激光扫描仪极坐标系。

表 2.1 激光扫描仪极坐标系数据样例

距离	强度	角度
0.176	222	0.000
0.137	222	0.500
0.164	212	5.000
0.133	209	5.500
0.137	208	6.000
0.129	206	6.500
0.152	202	7.000

（2）激光扫描仪直角坐标系

每一个三维激光扫描仪都具备一个自定义的直角坐标系。其中X轴基本上都是以

激光扫描仪最中间的扫描线为基准，Y轴以激光扫描仪垂直平面的方向为基准，Z轴与XOY面相互垂直。X轴、Y轴和Z轴，则共同构成右手坐标系^[82]。

(3) 相机坐标系

每一个单独相机都有其三维直角坐标系，其坐标系原点定义在摄影光心在成像平面中心，一般定义光线指向的方向为Z轴，垂直于成像平面，Y轴为成像平面纵轴，指向下方，X轴根据右手法则确定，指向右方。相机内外参数描述了三维空间一坐标点投影在成像平面上，得到影像坐标的过程。

(4) 全景相机坐标系

全景相机由多个相机组成，通过刚性结构件将不同的相机耦合在一起，每个相机在全景相机坐标系中的位姿保持不变，通过定义全景相机坐标系以及标定过程，可以得到相机的内外参数。定义全景相机坐标系原点前向相机和后向相机Z轴相交点，将前向相机Z轴指向定义为全景相机坐标系的Y轴指向，垂直向上方向定义为全景相机坐标系的Z轴方向，X轴根据右手法则定义。

(5) 平台坐标系

平台坐标系代表地下空间移动测量系统作为一个刚性载体，用于内部各传感器坐标系统一所需要的一个虚拟三维空间直角坐标系。平台坐标系统原点O即是IMU的原点，同时Y轴在该平面之内，Z轴与该平面相互垂直，构成右手坐标系，载体坐标系与各个传感器坐标系之间的关系保持不变。

2.2.2 时空对齐

时间对齐方式为使用系统工控机中对各个传感器获得数据信息时，统一进行时间戳打标，存储数据至硬盘时，将记录的时间信息也保存下来，后续数据处理时，可以直接得到统一之后的时间信息，完成数据时间同步。空间对齐则通过以下坐标系转换方式完成。

1) 激光扫描仪极坐标系统、直角坐标系统转换

激光扫描仪极坐标系统的极点与激光扫描仪坐标系统的原点重合，极轴与 Z_L 轴重合，但方向相反，极平面与 $X_L - O_L - Z_K$ 平面重合，两坐标系统转换关系可表示为：

$$\begin{cases} X_L = \rho \cos \theta \\ Y_L = 0 \\ Z_L = \rho \sin \theta \end{cases} \quad \text{式 (2.1)}$$

式中 ρ , θ 为扫描点在扫描仪极坐标系统下坐标值； X_L , Y_L , Z_L 为扫描点在扫描仪坐标系统下坐标值。

2) 扫描仪、相机坐标系统向平台坐标系统转换

扫描仪坐标系统 $O_L - X_L Y_L Z_L$ 向平台坐标系统 $O_G - X_G Y_G Z_G$ 转换可用一般的空间直角坐标系转换公式表达：

$$\begin{bmatrix} X_G \\ Y_G \\ Z_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_T \\ Y_T \\ Z_T \end{bmatrix} + R_L^G \begin{bmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_T \\ Y_T \\ Z_T \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \end{bmatrix} \quad \text{式 (2.2)}$$

其中, R_L^G 为旋转转换矩阵, 其中, 各参数计算如下:

$$\begin{cases} a_1 = \cos \varphi \cos k - \sin \varphi \sin \omega \sin k \\ a_2 = -\cos \varphi \sin k - \sin \varphi \sin \omega \cos k \\ a_3 = -\sin \varphi \cos \omega \\ b_1 = \cos \omega \sin k \\ b_2 = \cos \omega \cos k \\ b_3 = -\sin \omega \\ c_1 = \sin \varphi \cos k + \cos \varphi \sin \omega \sin k \\ c_2 = -\sin \varphi \sin k + \cos \varphi \sin \omega \cos k \\ c_3 = -\cos \varphi \cos \omega \end{cases} \quad \text{式 (2.3)}$$

$X_T, Y_T, Z_T, \varphi, \omega$ 和 k 为两坐标系统间的 6 个转换参数, 转换参数可通过外业测量加以标定。

3) 平台坐标系到全局坐标系的转换

如果未定义全局参考坐标, 则全局坐标系是设备最开始的时刻的平台坐标系, 那么两者之间转换关系为单位阵, 如果存在全局控制点, 提供了平台坐标系与世界坐标系之间的转换关系, 则平台坐标系中的坐标可通过七参数模型 (3 次坐标轴旋转参数和平移参数以及一个尺度参数) 转换到全局坐标系中。

平台坐标系 $O_G - X_G Y_G Z_G$ 向全局坐标系转换 $O_W - X_W Y_W Z_W$ 可用一般的空间直角坐标系转换公式表达:

$$\begin{bmatrix} X_W \\ Y_W \\ Z_W \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_T \\ Y_T \\ Z_T \end{bmatrix} + R_R^W \begin{bmatrix} X_G \\ Y_G \\ Z_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_T \\ Y_T \\ Z_T \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_G \\ Y_G \\ Z_G \end{bmatrix} \quad \text{式 (2.4)}$$

参照公式(2.3)同理可知, 三个平移参数为 X_T, Y_T, Z_T ; 三个选择参数为 φ, ω, κ ; 尺度参数为 k , 七参数在空间中的意义如图 2.6 所示。

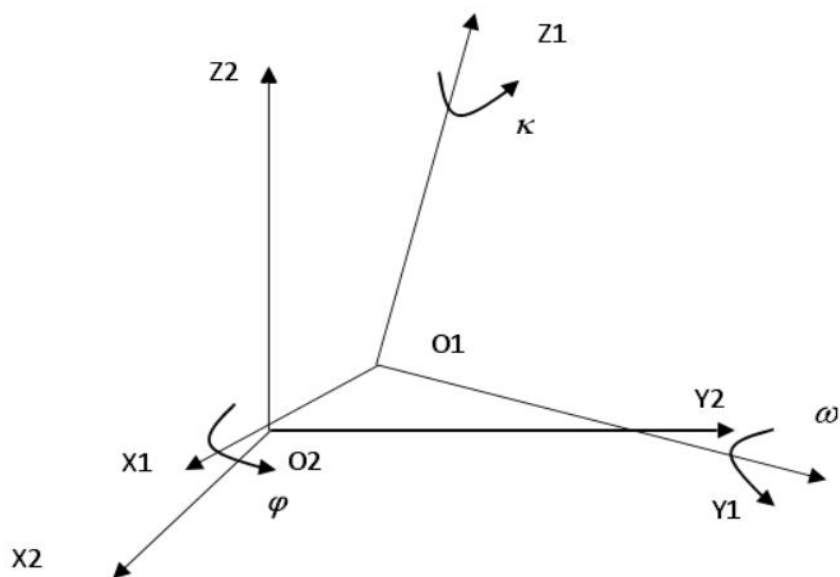


图 2.6 空间直角坐标系转换

Figure 2.6 Space rectangular coordinate system conversion

2.3 系统数据采集

地下空间移动测量系统在进行环境数据采集过程中，主要采用人工推扫方式，而且在进行数据采集过程中应当有一定作业准则、参数设置要求以及标准数据质量检测过程，确保完成高质量的数据采集工作^[83]。

2.3.1 作业准则

- 1) 坐标系统：根据实际要求，确定是否需要转换至专用坐标系统。
- 2) 采集顺序：按通道采集，原则上采集完同一条通道的所有匝道，先主道再出口。如果采集范围内有楼梯时，必须要在楼梯顶部和底部处变为转扫模式进行扫描，便于后期坐标系的转换和统一。
- 3) 过程控制：采集过程需要清场，如果不能达到，应尽量避免早晚高峰期进行数据采集，部分区域需要在夜间作业。
- 4) 采集报备：如果采集场所需要进行测绘报备过程，则需要相关单位协助，与业主方进行沟通后，进场采集数据，保证项目的顺利进行。

2.3.2 采集参数设置

1) 激光器参数

使用默认档位进行扫描即可，对于线扫模式，设置分辨率 8，速率 4，对于转扫模式，如果用绝对坐标转换，建议设置分辨率 4，速率 8，如果用于相对点云拼接，建议设置分辨率 4，速率 4。

2) 采集速度

采集速度与人行走速度相当，基本控制在 0.5-1.5m/s。

3) 影像触发拍照。

按时间触发，一般设置间隔为 6s。

2.3.3 采集数据检查

- 1) 采集过程中，数据采集完整性检查。注意关注数据量的增长情况。
- 2) 每段工程采集完成之后，通过设备显示屏窗口检查是否有遗漏路段。
- 3) 填写数据检查表。

2.3.4 质量检查

1) 现场内业需每天将前一天采集的数据按以下流程进行精度验证，并进行点云数据检查。

2) 进行点云数据检查时，需将点云转换成解算完成后格式文件，在点云处理软件中，将点云显示检查。

4) 点云数据分层现象严重，相对精度无法满足项目需求，需要重测

5) 多个扫描工程之间存在遗漏范围，且超出项目允许范围时，需要补测。

6) 检查数据无误后，制作成标准目录成果提交给下一流程。

数据质量检查流程图如图 2.7 所示。

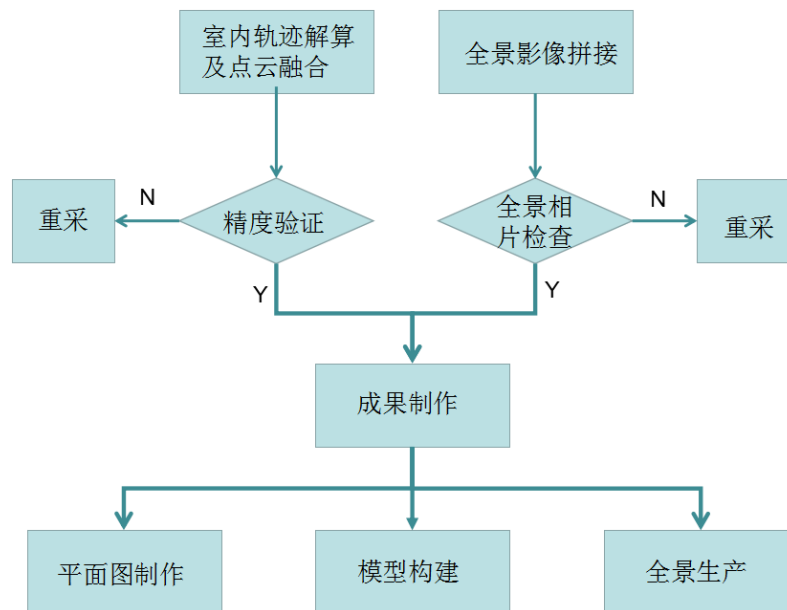


图 2.7 数据质量检查流程图

Figure 2.7 Data Quality Check Diagram

2.4 系统数据处理

地下空间移动测量系统数据处理流程图如图 2.8 所示，数据处理内容包括两个部分，预处理和后处理，预处理部分包括轨迹解算及点云融合、全景拼接、点云全景数据检查、影像分发及缩略图生成、点云拼接及相对坐标转换、通过控制点转换至全局坐标，预处理完成之后，可以得到绝对坐标系下工程数据，后处理主要为成果生产，包括全景生产、线划图以及三维模型。

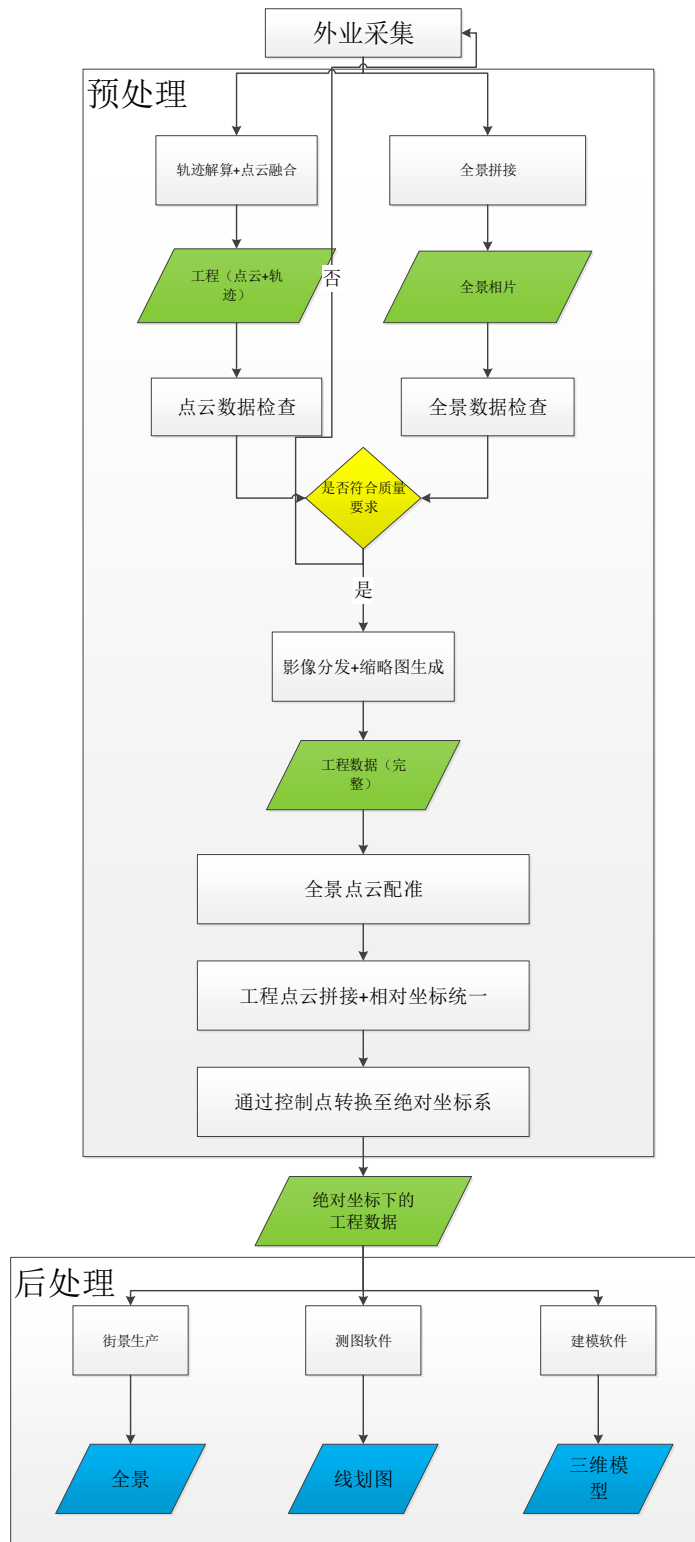


图 2.8 数据处理流程图

Figure 2.8 Data Process Diagram

2.4.1 数据预处理

轨迹解算及点云融合通过 SLAM 融合解算软件进行处理,用于将外业采集的原始数据解算出轨迹和点云。

全景拼接通过全景相机拍摄的多个原始镜头数据进行融合，自动生成拼接好的全景影像数据。

全景数据检查原则包括：外业采集时，轨迹过于复杂或者存在行人及车辆等动态对象的遮挡，导致轨迹解算错误，算法失效且无法修复，需要重测；由于光照条件影响，造成全景相片质量较差，且比例较大，不符合项目需求时，需要重测；全景相片对应的点云数据需要重采时，全景需要同步采集。

一般而言，在单次的采集活动中，会采集多个原始工程，多个原始工程对应的全景相片时存储在一起，所以需要使用影像分发工具做全景相片的分发。全景相片分发完成后，使用缩略图生成工具，根据融合出影像轨迹文件，生成全景缩略图以及对全景相片进行改名，完成对应。

每一个采集工程的坐标系为单独的相对坐标系，对于范围较大、路线复杂、多层的采集场景，如地铁站地下空间，会存在多个采集工程，由于控制点采集较为困难，不会在每一个采集工程中有可供绝对坐标转换的控制点数，所以为了获取整个范围的数据，需要将采集工程进行相对坐标统一。

在点云处理软件中，通过选择控制点，将点云整体转换至全局坐标，同时对工程中的其他文件进行坐标转换。

2.4.2 数据后处理

在街景生产软件中，进行轨迹编辑、深度图、面片自动生成处理，可以得到测区范围内的全景数据，用于后期的发布。根据客户提供的线划图实例，在测图软件中，将内业数据工程导入之后，对照点云进行绘制。在完成线划图绘制之后，将内业数据源以及线划图导入到建模软件中，根据线划图快速构建白模，同时对于局部区域，进行精细模型构建。

2.5 本章小结

本章节主要是对地下移动测量系统进行设计，首先介绍地下空间移动测量系统的组成部分以及各硬件传感器参数，之后从时间配准和空间配准两个方面对系统工作原理进行论述，空间配准方面包括几种常用坐标系以及空间配准方法的介绍，最后介绍了地下空间移动测量系统数据采集主要包括作业准则、采集参数设置、数据质量检查以及数据处理过程主要包括数据的预处理和后处理，通过对以上这几个方面的介绍为后文奠定了理论基础。

3 基于 SLAM 的地下空间移动测量算法

3.1 SLAM 概率建模

SLAM 问题本质上讲是一个状态估计问题，目前主要一般使用概率的方式对问题进行建模。整个问题的目标是能够同时估计出运动载体的位置和构建的地图^[84]。运动载体的状态根据不同的应用场景，可以有不同的形式：二维位置和方向，三维位姿，速度，加速度等等。定义 \mathbf{x}_k 表示机器人在 k 时刻的位姿以及定义 \mathbf{m} 表示环境的地图。为了估计这些变量，可以通过控制输入 \mathbf{u}_k 以及 $k-1$ 、 k 两个时刻之间的运动来完成。这两个量一般可以通过轮式里程计或者其他传感器来获取。SLAM 方法的关键部分是如何考虑传感器的测量值 \mathbf{z}_k ，进行位姿的估计以及地图的构建。

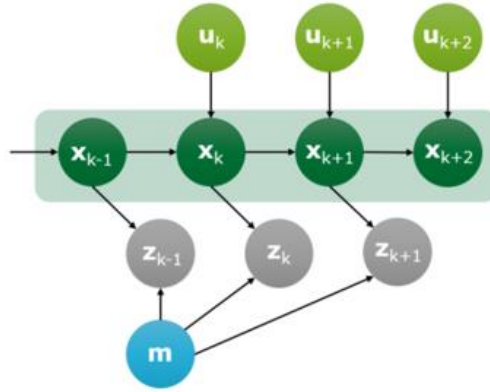


图 3.1 SLAM 问题的图模型

Figure 3.1 SLAM Graph Model

如图 3.1 所示，使用图论方法对 SLAM 问题表示。使用最大后验估计（MAP）方法可以解决 SLAM 问题，可以根据所有传感器数据计算出所有的位姿和地图的联合后验。

基于图的表达方式，可以很容易构建描述地标点和载体位姿关系的矩阵，并用于优化的框架中，SLAM 问题可以使用图的方式来建模，以及最小化下面形式的误差函数来求解出结果。

$$F(\mathbf{x}, \mathbf{m}) = \sum_{ij} \mathbf{e}_{ij}(\mathbf{x}, \mathbf{m})^T \Omega_{ij} \mathbf{e}_{ij}(\mathbf{x}, \mathbf{m}) \quad \text{式 (3.1)}$$

其中， \mathbf{x} 表示所有载体位姿的向量， \mathbf{m} 表示地图， \mathbf{e}_{ij} 表示预测值与观测值之间距离的误项， Ω_{ij} 表示相应的信息矩阵。

最优值 \mathbf{x}^* 以及 \mathbf{m}^* 可以通过优化得到

$$(\mathbf{x}^*, \mathbf{m}^*) = \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{m}} F(\mathbf{x}, \mathbf{m}) \quad \text{式 (3.2)}$$

最小化非线性函数 $F(\mathbf{x}, \mathbf{m})$ 一般使用高斯牛顿、列文伯格马尔奎特、高斯赛德尔

或者梯度下降法来局部近似。

SLAM 问题中，所要求解的未知量包括每一时刻的载体位姿，也就是轨迹，这与移动测量定位定姿系统完成的工作一致，因此，SLAM 技术可以解决轨迹解算的问题。下面将对地下空间移动测量系统中 SLAM 算法进行具体介绍，整体算法流程图如图 3.2 所示。

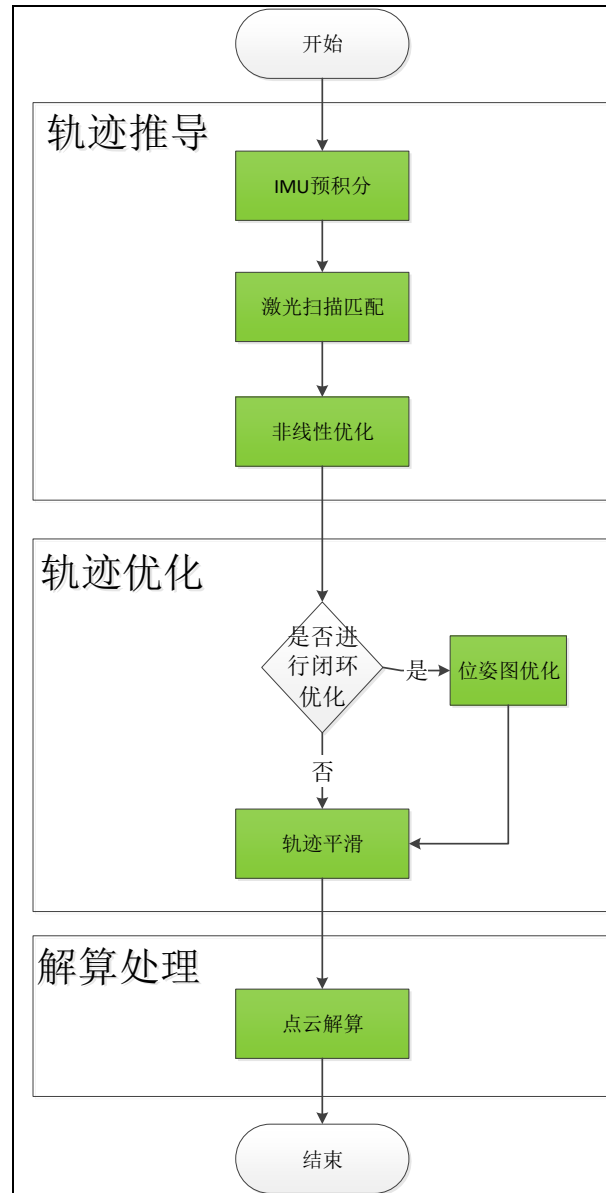


图 3.2 地下空间移动测量算法流程图

Figure 3.2 Underground Space Mobile Mapping Algorithm Diagram

3.2 IMU 运动积分

地下空间移动测量系统中的定位定姿系统中包含惯性测量单元 IMU，IMU 数据可以用来获取短时间的相对运动，但是会随着时间的累计，导致计算出的位置漂移较快。

3.2.1 IMU 运动模型

IMU 一般由一个三轴加速度计和一个三轴陀螺仪构成，能够测量出相对于惯性系的旋转速度和加速度。其直接得到的测量值 ${}_B\tilde{\omega}_{WB}(t)$ 和 ${}_B\tilde{a}(t)$ 会收到加性白噪声 η 以及一个缓慢变化的传感器零偏 b 所影响。

$${}_B\tilde{\omega}_{WB}(t) = {}_B\omega_{WB}(t) + b^s(t) + \eta^s(t) \quad \text{式 (3.3)}$$

$${}_B\tilde{a}(t) = R_{WB}^T(t)({}_W a(t) - {}_W g) + b^a(t) + \eta^a(t) \quad \text{式 (3.4)}$$

标记 B 表示传感器坐标系也就是 IMU 坐标系，带有该标记的量是在传感器坐标系下的表达。IMU 的位姿表示为 $\{R_{WB}, {}_W P\}$ ，可以将传感器坐标系 B 内的一个坐标点转换至世界坐标系 W 。 ${}_B\omega_{WB}(t)$ 表示在传感器坐标系下的传感器坐标系相对于世界坐标系的角速度， ${}_W a(t)$ 是传感器的加速度向量， ${}_W g$ 是世界坐标系下的重力向量。这里忽略掉地球自转，认为世界坐标系是一个惯性系。

整个系统的目的是从 IMU 的测量值中推断出系统的运动。下文将采用下面的运动模型表示传感器坐标系的位置速度及姿态的变化情况。

$$\dot{R}_{WB} = R_{WB} {}_B\hat{\omega}_{WB}, \quad {}_W \dot{v} = {}_W a, \quad {}_W \dot{P} = {}_W v \quad \text{式 (3.5)}$$

根据前面的方程，可以得到 $t+\Delta t$ 时刻的状态。

$$\begin{aligned} R_{WB}(t+\Delta t) &= R_{WB}(t) \text{Exp}\left(\int_t^{t+\Delta t} {}_B\omega_{WB}(\tau) d\tau\right) \\ {}_W v(t+\Delta t) &= {}_W v(t) + \int_t^{t+\Delta t} {}_W a(\tau) d\tau \\ {}_W P(t+\Delta t) &= {}_W P(t) + \int_t^{t+\Delta t} {}_W v(\tau) d\tau + \int_t^{t+\Delta t} \int_t^{\tau} {}_W a(\tau) d\tau^2 \end{aligned}$$

假定在时间区间 $[t, t+\Delta t]$ 内， ${}_W a$ 和 ${}_B\omega_{WB}$ 保持不变，则可以得到

$$\begin{aligned} R_{WB}(t+\Delta t) &= R_{WB}(t) \text{Exp}({}_B\omega_{WB}(t)\Delta t) \\ {}_W v(t+\Delta t) &= {}_W v(t) + {}_W a(t)\Delta t \\ {}_W P(t+\Delta t) &= {}_W P(t) + {}_W v(t)\Delta t + \frac{1}{2} {}_W a(t)\Delta t^2 \end{aligned} \quad \text{式 (3.6)}$$

联合前面的方程，可以将上面式子重新写成

$$\begin{aligned} R(t+\Delta t) &= R(t) \text{Exp}((\tilde{\omega}(t) - b^s(t) - \eta^{sd}(t))\Delta t) \\ v(t+\Delta t) &= v(t) + g\Delta t + R(t)(\tilde{a}(t) - b^a(t) - \eta^{ad}(t))\Delta t \\ P(t+\Delta t) &= P(t) + v(t)\Delta t + \frac{1}{2} g\Delta t^2 + \frac{1}{2} R(t)(\tilde{a}(t) - b^a(t) - \eta^{ad}(t))\Delta t^2 \end{aligned} \quad \text{式 (3.7)}$$

为了阅读方便，将公式中的坐标系标识符去掉。上面的方程假定了在两个测量值

之间位置和速度进行积分的时刻的旋转是不变的，在理论上并不是很准确，但是在实际数据中，由于 IMU 数据频率很高，两个测量值之间的时间很短，因此可以认为上述近似是可行的。

采用这个 IMU 运动模型的原因是模型简单而且便于建模和不确定性的传播。对于高频率的 IMU 数据，实际测试的效果还是不错的，但如果使用的是低频率 IMU 数据，则需要使用更高阶的数值积分方法。

离散时间的白噪声 η^{gd} 是一个关于采样率的函数，而且其与连续时间的噪声有如下关系 $Cov(\eta^{gd}(t)) = \frac{1}{\Delta t} Cov(\eta^g(t))$ ，同样的对于 η^{ad} 也是一样。

3.2.2 预积分

根据方程 3-3，对两个关键激光点云帧时刻 $k=i$ 、 $k=j$ 之间的所有的 Δt 进行积分，可以得到

$$\begin{aligned} R_j &= R_i \prod_{k=i}^{j-1} \text{Exp}((\tilde{\omega} - b^g - \eta^{gd})\Delta t) \\ v_j &= v_i + g\Delta t_{ij} + \sum_{k=i}^{j-1} R_k (\tilde{a}_k - b_k^a - \eta_k^{ad})\Delta t \\ P_j &= P_i + \sum_{k=i}^{j-1} \left[v_k(t)\Delta t + \frac{1}{2}g\Delta t^2 + \frac{1}{2}R_k (\tilde{a}_k - b_k^a - \eta_k^{ad})\Delta t^2 \right] \end{aligned} \quad \text{式 (3.8)}$$

其中， $\Delta t_{ij} \doteq \sum_{k=i}^{j-1} \Delta t$ 且 $(\cdot) \doteq (\cdot)(t_i)$ 。方程 3-6 给出了两个时刻 $k=i$ 和 $k=j$ 之间的运动估计，但是其有一个问题——优化过程中在 $k=i$ 时刻进行线性化会导致重复计算。

为了解决这个问题，可以采用预积分的方式，通过定义下面的相对运动增量测量值，其与 $k=i$ 时刻的位姿和速度是无关。

$$\begin{aligned} \Delta R_{ij} &\doteq R_i^T R_j = \prod_{k=i}^{j-1} \text{Exp}((\tilde{\omega} - b^g - \eta^{gd})\Delta t) \\ \Delta v_{ij} &\doteq R_i^T (v_j - v_i - g\Delta t_{ij}) = \sum_{k=i}^{j-1} R_{ik} (\tilde{a}_k - b_k^a - \eta_k^{ad})\Delta t \\ \Delta P_{ij} &\doteq \left(P_j - P_i - v_i \Delta t_{ij} - \frac{1}{2}g\Delta t_{ij}^2 \right) = \sum_{k=i}^{j-1} \left[v_{ik}(t)\Delta t + \frac{1}{2}R_{ik} (\tilde{a}_k - b_k^a - \eta_k^{ad})\Delta t^2 \right] \end{aligned} \quad \text{式 (3.9)}$$

其中， $\Delta R_{ik} \doteq R_i^T R_k$ ， $\Delta v_{ik} \doteq R_i^T (v_k - v_i - g\Delta t_{ik})$ 。

需要注意，与旋转的增量不同，定义的位移和旋转的变化量并不对应于物理意义上的速度和位置变化，其主要目的是保证式子的右边量与 $k=i$ 时刻的状态量无关。对

这个预积分测量值的噪声进行建模，从而可以构建误差项，用于后续非线性优化。

3.2.3 主要实现代码

定义预积分类 `IntegrationBase`，其属性包括连续两个 IMU 测量值，以及对应的时间，以及积分后的位移增量、旋转增量、速度增量，以及预定的协方差。

```
class CIMUPreIntegration
{
// 属性
public:
    double dt;
    Eigen::Vector3d acc_0, gyr_0;
    Eigen::Vector3d acc_1, gyr_1;

    const Eigen::Vector3d linearized_acc, linearized_gyr;
    Eigen::Vector3d linearized_ba, linearized_bg;

    Eigen::Matrix<double, 15, 15> jacobian, covariance;
    Eigen::Matrix<double, 15, 15> step_jacobian;
    Eigen::Matrix<double, 15, 18> step_V;
    Eigen::Matrix<double, 18, 18> noise;

    double sum_dt;
    Eigen::Vector3d delta_p;
    Eigen::Quaterniond delta_q;
    Eigen::Vector3d delta_v;

    std::vector<double> dt_buf;
    std::vector<Eigen::Vector3d> acc_buf;
    std::vector<Eigen::Vector3d> gyr_buf;
};
```

类中定义的方法除了默认的构造函数以及析构函数之外，还有实现具体积分的函数 `midPointIntegration`，其主要使用中点积分的方式，该函数是预积分的核心函数。

```
void midPointIntegration(double _dt,
    const Eigen::Vector3d &_acc_0,
    const Eigen::Vector3d &_gyr_0,
    const Eigen::Vector3d &_acc_1,
    const Eigen::Vector3d &_gyr_1,
```

```

const Eigen::Vector3d &delta_p,
const Eigen::Quaterniond &delta_q, const Eigen::Vector3d &delta_v,
const Eigen::Vector3d &linearized_ba, const Eigen::Vector3d &linearized_bg,
Eigen::Vector3d &result_delta_p, Eigen::Quaterniond &result_delta_q,
Eigen::Vector3d &result_delta_v, Eigen::Vector3d &result_linearized_ba,
Eigen::Vector3d &result_linearized_bg, bool update_jacobian)
{
    Vector3d un_acc_0 = delta_q * (_acc_0 - linearized_ba);
    Vector3d un_gyr = 0.5 * (_gyr_0 + _gyr_1) - linearized_bg;
    result_delta_q = delta_q * Quaterniond(1, un_gyr(0) * _dt / 2, un_gyr(1) *
_dt / 2, un_gyr(2) * _dt / 2);
    Vector3d un_acc_1 = result_delta_q * (_acc_1 - linearized_ba);
    Vector3d un_acc = 0.5 * (un_acc_0 + un_acc_1);
    result_delta_p = delta_p + delta_v * _dt + 0.5 * un_acc * _dt * _dt;
    result_delta_v = delta_v + un_acc * _dt;
    result_linearized_ba = linearized_ba;
    result_linearized_bg = linearized_bg;
}
    
```

3.3 点云匹配

地下空间测量系统中的定位定姿系统中包含激光器，在载体平台运动过程中，随着激光扫描仪位姿的变化，其获取的点云数据也会不同，但都是对环境的信息采集，激光器扫描频率高于运动速度，因此会存在对同一块区域的不同扫描。即各个扫描帧点云中存在这公共部分，通过这些公共的点云进行相互匹配，可以得到两帧时刻的变换矩阵。

3.3.1 迭代最邻近点集匹配

迭代最邻近点集 ICP 是点云数据相互匹配的一种经典方法，广泛应用于三维重建等领域。ICP 是通过查找两个点集(2D 或者 3D)之间的最邻近的点对来构成对应点，之后根据对应点关系构建误差函数进行优化，多次迭代求解出最终的位姿变换矩阵。

以 3D 点云匹配为例，假定存在两个点集 $\{a_i\}$ 和 $\{b_i\}$ ，需要求解出两个点云之间的基

本的变换矩阵 (R,T) ，其中 $R \in SO(3)$ ，基本处理流程如下：

- (1) 从源点集 $\{a_i\}$ 中选择 N 个点
- (2) 对这 N 个点中的每一个点，在目标点集 $\{b_i\}$ 查找对应点

- (3) 根据这个对应关系，列出误差方程，构建代价函数，并计算出能够最小化代价函数的 $(\delta R, \delta T)$
- (4) 更新 (R, T) ，并将源点集中的点坐标进行变换
- (5) 如果 (R, T) 收敛则退出算法，否则进入（1）

其中，对每一步均有不同的改进算法，比如步骤（1）中，可以制定一些选择点的策略，步骤（2）中可以使用数据结构去快速查找等等。步骤（3）中有关于误差函数的部分，误差的定义不同，会导致代价函数的具体形式不一样，考虑在欧式空间，主要有两种，点到点距离

$$f_{pp}(\delta R, \delta T) = \sum_{i=1}^N \|\delta R a_i + \delta T - b_i\|^2 \quad \text{式 (3.10)}$$

以及点到面距离，

$$f_{pn}(\delta R, \delta T) = \sum_{i=1}^N \|(\delta R a_i + \delta T - b_i) \cdot n_i\|^2 \quad \text{式 (3.11)}$$

其中， n_i 表示在参考点集 b_i 中的对应点的单位法向量，一般是根据其领域点进行平面拟合计算出的。在步骤（4）中计算出的位姿增量 $(\delta R, \delta T)$ 会应用到源点集 a_i 上，坐标变换之后其与目标点集 b_i 距离更近（在最小二乘意义上），同时也作为下一次迭代的初值。步骤（5）可以使用一个具体的阈值比如迭代次数来决定是否终止迭代跳出循环。

使用 ICP 方法进行匹配，有两个条件需要满足，第一是要有准确的初值，ICP 实际上是一个迭代多次求解最小化的过程，而最小化过程是一个优化的过程，优化的过程往往会要求在初值不能远离最优点附近，否则会无法收敛，因此如果存在一个较好的初值，ICP 可以得到准确的结果，第二，对应关系查找对应正确，要求查找到的点对应关系尽量正确，如果共同区域扫描很小，则会导致查找的对应关系中存在大量错误的点，也会导致优化指向错误的位置。

对于地下空间移动测量系统而言，由于使用人力推扫模式，行走速度（1m/s）相较于激光扫描速度（10Hz）比较适中，采集的激光点云数据中，相邻两帧点云数据间隔时间较短（0.1s），会存在较大的同名区域，同时一般情况下位姿变化不大，可以将初值均设置为零，可以使用 ICP 算法进行点云匹配，估计位姿。

3.3.2 运动补偿的点云匹配

在实际扫描过程中，由于激光的连续扫描特性，在移动过程中，获取一帧点云数据，会导致一帧点云数据中存在运动变形，在直线运动过程中，主要存在平移运动变

形，而在转弯过程中，存在旋转变形，如图 3.3 所示。

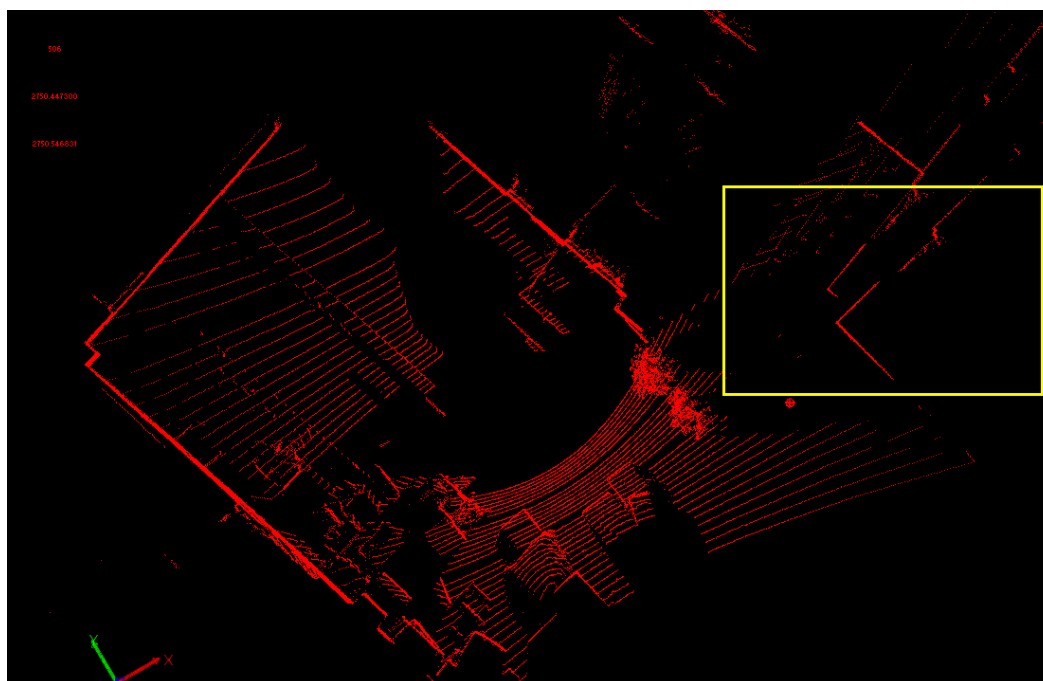


图 3.3 一帧点云数据中内部旋转变形

Figure 3.3 Inner Distortion In Single Point Cloud Frame

一般的 ICP 匹配方法主要针对静止采集的点云数据之间的匹配，即源点集与目标点集，点集内部是不存在误差的，而在移动扫描过程中，尤其是快速运动或者转弯过程中，会导致用于 ICP 匹配的数据存在着运动变形问题。

为了解决这个问题，使用基于运动补偿的点云匹配方法，主要思想是首先基于惯导数据进行运动编排，估计出一帧点云内的轨迹，通过短时间推导的轨迹对点云进行运动补偿，纠正变形之后，再和前一帧点云数据数据进行匹配。

具体算法如下：

- (1) 根据当前帧点云数据的起始时间和终止时间，查找 IMU 数据 $\{(a_k, g_k)\}$;
- (2) 使用 IMU 数据进行惯性编排，结合运动方程，得到当前帧内初始轨迹 $\{(R_k, T_k)\}$;
- (3) 根据当前轨迹 $\{(R_k, T_k)\}$ 对点云进行运动纠正，得到纠正后的点云数据 $\{b_{ic}\}$;
- (4) 使用纠正后的点云 $\{b_{ic}\}$ 与前一帧点云进行匹配

由于在短时间内的 IMU 轨迹推导较为合理，而且可以很好的估计出姿态，因此可以较好的纠正内部变形，纠正后的效果如图 3.4 所示。

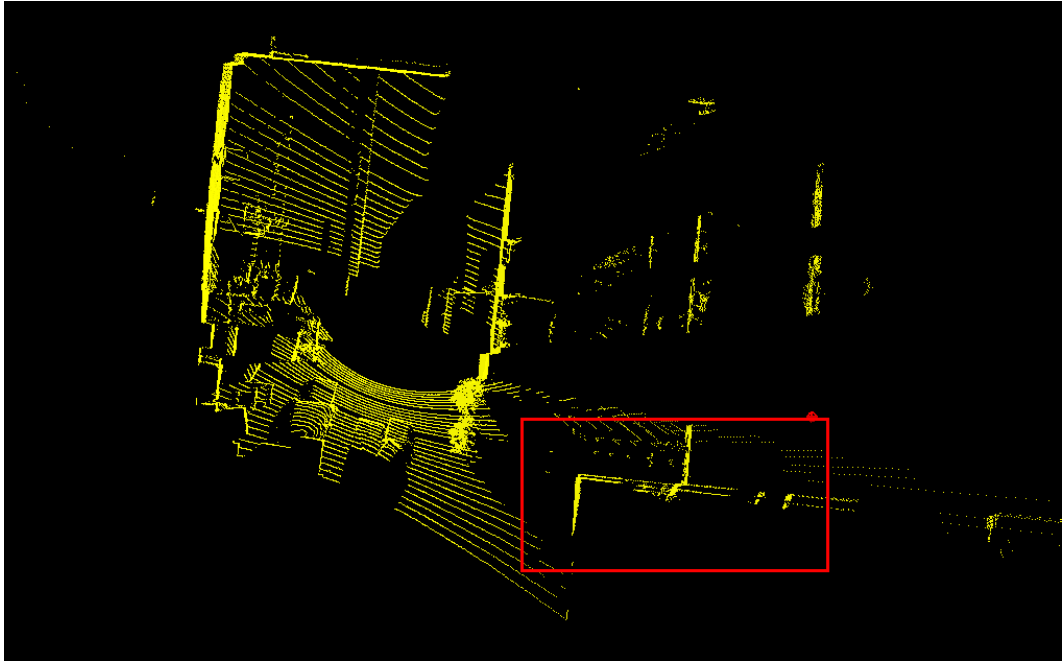


图 3.4 一帧点云数据中运动变形纠正后

Figure 3.4 Inner Distortion Correction In Single Point Cloud Frame

3.3.3 主要实现代码

定义点到点匹配类 `CwCeresICPP2PError`，其属性包括连续两个对应的三维坐标点，以及计算后协方差作为权值。

```
class CwCeresICPP2PError
{
    // 属性
public:
    Eigen::Vector3d m_pointA;
    Eigen::Vector3d m_pointB;
    information_t m_information;
    information_t m_squareRootInformation;
    covariance_t m_covariance;
}
```

类中主要定义的方法是计算出两个对应点之间的距离值，以及误差函数对未知数的导数求解。

```
bool CwCeresICPP2PError::Evaluate(double const* const * parameters, double*
residuals, double** jacobians) const
{
    Eigen::Map<const Eigen::Matrix<double, 6, 1>> lie_ij(*parameters);

    Eigen::Matrix<double, 6, 1> interLie_ij;
```

```

for (int i = 0; i<6;i++)
{
    interLie_ij(i) = m_dLambda*lie_ij(i);
}

lie::SE3d T_ij = lie::SE3d::exp(interLie_ij);
Eigen::Vector3d tranB = T_ij*m_pointB;

// 根据两点计算误差 两点的欧式距离
double err = (tranB - m_pointA).norm();
residuals[0] = err;

if (jacobians != NULL)
{
    if (jacobians[0] != NULL)
    {
        Eigen::Matrix<double, 1, 3> dd_dp;
        dd_dp(0) = (tranB(0) - m_pointA(0)) / err;
        dd_dp(1) = (tranB(1) - m_pointA(1)) / err;
        dd_dp(2) = (tranB(2) - m_pointA(2)) / err;

        Eigen::Matrix<double, 3, 6> dp_dksai;
        dp_dksai.topLeftCorner<3, 3>() = Eigen::Matrix3d::Identity();
        dp_dksai.bottomRightCorner<3, 3>() = -lie::SO3d::hat(tranB);

        Eigen::Map<Eigen::Matrix<double, 1, 6, Eigen::RowMajor> >
J0(jacobians[0]);

        J0 = dd_dp * dp_dksai;
    }
}
return true;
}

```

3.4 非线性优化

IMU 数据可以得到预积分测量值，给出了两帧之间位姿的约束，激光数据进行匹配同样可以得到两帧之间的位姿的约束，因此需要同时考虑两个约束，使用概率模

型得到最优的估计值。当 IMU 数据以及激光数据均能够提供两帧数据之间的约束项时，可以使用非线性优化方法将两者进行融合，从而得到更加可靠的位姿。

3.4.1 状态向量

非线性优化可以使用点云匹配出的 6 自由度位姿以及 IMU 进行预积分出的数据去修正整个系统的状态向量包括位置 $p_{wI_k}^w$ 、速度 $v_{wI_k}^w$ 、旋转 $q_{wI_k}^w$ 、以及零偏 b_{aI_k} 和 b_{gI_k} 。符号 k 表示不同的 IMU 预积分测量值。

非线性优化的参数由两类约束，两类约束分别对应不同的测量值，一类是 IMU 预积分测量值，另一类是相对的 LiDAR 测量值。而为了将两类约束对应起来，可以将选择接收到 LiDAR 一帧数据的时刻对应的 IMU 状态向量为优化的未知量。定义两个时刻的状态向量为：

$$States_i = [p_{wI_i}^w, v_{wI_i}^w, q_{wI_i}^w, b_{aI_i}, b_{gI_i}] \quad \text{式 (3.12)}$$

$$States_j = [p_{wI_j}^w, v_{wI_j}^w, q_{wI_j}^w, b_{aI_j}, b_{gI_j}] \quad \text{式 (3.13)}$$

3.4.2 误差项

非线性优化中的约束具体体现为误差项，包括 IMU 误差项以及激光误差项，下面将分开讨论两个误差项的定义方式。

(1) IMU 误差项

对于 IMU 误差项，首先需要计算出预积分测量值，计算方法参见 3.3.2，两帧之间的预积分测量值为 $PIMU_{ij}$ ，定义如下：

$$PIMU_{ij} = [\Delta p_{I_i I_j}^{I_i}, \Delta v_{I_i I_j}^{I_i}, \Delta R_{I_i I_j}^{I_i}] \quad \text{式 (3.14)}$$

则定义 IMU 的误差项为：

$$e_{PIMU_{ij}} = (States_i \oplus PIMU_{ij}) - States_j \quad \text{式 (3.15)}$$

其中符号 \oplus 表示对状态向量的更新，而符号 $-$ 针对位姿矩阵时表示求逆运算，针对零向量时表示相减。

具体 IMU 误差项代码如下，根据 Ceres-Solver 对误差项的规定，实现了必须要实现的误差项计算方式：

```
class IMUFactor : public ceres::SizedCostFunction<15, 7, 9, 7, 9>
{
public:
    IMUFactor() = delete;
    IMUFactor(CIMUPreIntegration*
_pre_integration):pre_integration(_pre_integration)
```

```

    {
    }

    virtual bool Evaluate(double const *const *parameters, double *residuals, double
**jacobians) const
    {
        Eigen::Vector3d Pi(parameters[0][0], parameters[0][1], parameters[0][2]);
        Eigen::Quaterniond Qi(parameters[0][6], parameters[0][3],
parameters[0][4], parameters[0][5]);

        Eigen::Vector3d Vi(parameters[1][0], parameters[1][1], parameters[1][2]);
        Eigen::Vector3d Bai(parameters[1][3], parameters[1][4], parameters[1][5]);
        Eigen::Vector3d Bgi(parameters[1][6], parameters[1][7], parameters[1][8]);

        Eigen::Vector3d Pj(parameters[2][0], parameters[2][1], parameters[2][2]);
        Eigen::Quaterniond Qj(parameters[2][6], parameters[2][3],
parameters[2][4], parameters[2][5]);

        Eigen::Vector3d Vj(parameters[3][0], parameters[3][1], parameters[3][2]);
        Eigen::Vector3d Baj(parameters[3][3], parameters[3][4], parameters[3][5]);
        Eigen::Vector3d Bgj(parameters[3][6], parameters[3][7], parameters[3][8]);

        Eigen::Map<Eigen::Matrix<double, 15, 1>> residual(residuals);
        residual = pre_integration->evaluate(Pi, Qi, Vi, Bai, Bgi,
Pj, Qj, Vj, Baj, Bgj);

        Eigen::Matrix<double, 15, 15>sqrt_info= Eigen::LLT<Eigen::Matrix<double,
15, 15>>(pre_integration->covariance.inverse()).matrixL().transpose();

        residual = sqrt_info * residual;
    }
    CIMUPreIntegration* pre_integration;
};

```

(2) 激光误差项

对于激光误差项，可以采用位姿图的方式进行误差项的构建，但是需要注意由于激光坐标系与 IMU 坐标系的不同，因此在进行误差构建时，需要统一到 IMU 坐标系中，因为定义的载体坐标系与 IMU 坐标系一致。

定义位姿重投影误差如下：

$$q_{L_j}^{\hat{L}_i} = (q_{L_i}^w \otimes q_L^I)^{-1} \times (q_{L_j}^w \otimes q_L^I) \quad \text{式 (3.16)}$$

$$P_{L_i L_j}^{\hat{w}} = P_{L_i L_j}^w + q_{L_i}^w P_L^I - (P_{w L_j}^w + q_{L_j}^w P_L^I) \quad \text{式 (3.17)}$$

$$P_{L_i L_j}^{\hat{L}_i} = (q_{L_i}^w \otimes q_L^I)^{-1} P_{L_i L_j}^{\hat{w}} \quad \text{式 (3.18)}$$

$$e_{Pose_{ij}} = \begin{bmatrix} P_{L_i L_j}^{L_i} - P_{L_i L_j}^{\hat{L}_i} \\ 2.0 \text{vec} \left(q_{L_j}^{\hat{L}_i}^{-1} \otimes q_{L_j}^{L_i} \right) \end{bmatrix} \quad \text{式 (3.19)}$$

其中，带有上尖括号的变量表示将 IMU 的位姿重新投影到激光测量值相关，是需要估计的值，没有尖括号的变量是测量值。

具体激光约束的位姿误差项如下所示，主要根据 Ceres-Solver 对误差项的 Evaluate 函数的实现。

```
bool CwCeresPoseError::Evaluate(double const* const* parameters, double*
residuals, double** jacobians) const
{
    Eigen::Map<const Eigen::Matrix<double, 6, 1>> lie_i(*parameters);
    Eigen::Map<const Eigen::Matrix<double, 6, 1>> lie_j(*(parameters +
1));

    Eigen::Matrix<double, 6, 6> Jac_i;
    Eigen::Matrix<double, 6, 6> Jac_j;

    lie::SE3d T_i = lie::SE3d::exp(lie_i);

    lie::SE3d T_j = lie::SE3d::exp(lie_j);
    lie::SE3d Tij_estimate = T_i * T_j.inverse();
    lie::SE3d err = Tij_estimate * T_ij.inverse();
    Eigen::Matrix<double, 6, 6> JI;
    JI.block(3, 3, 3, 3) = JI.block(0, 0, 3, 3) = lie::SO3d::hat(err.so3().log());
    JI.block(0, 3, 3, 3) = lie::SO3d::hat(err.translation());
    JI.block(3, 0, 3, 3) = Eigen::Matrix3d::Zero();
    Eigen::Matrix<double, 6, 6> I = Eigen::Matrix<double, 6, 6>::Identity();
    JI.noalias() = sqrt_information_ * (I - 0.5 * JI);
    Jac_i = JI;
    Eigen::Matrix<double, 6, 1> err_ = sqrt_information_ * err.log();
    const Eigen::Matrix<double, 3, 3>& R = Tij_estimate.rotation_matrix();
```

```

Eigen::Matrix<double, 6, 6> adj;
adj.block<3, 3>(3, 3) = adj.block<3, 3>(0, 0) = R;
adj.block<3, 3>(0, 3) = lie::SO3d::hat(Tij_estimate.translation()) * R;
adj.block<3, 3>(3, 0) = Eigen::Matrix<double, 3, 3>::Zero(3, 3);
Jac_j = -Jac_i * adj;
int k = 0;
for (int i = 0; i < 6; i++)
{
    residuals[i] = err_(i);
    if (jacobians)
    {
        for (int j = 0; j < 6; ++j)
        {
            if (jacobians[0])
                jacobians[0][k] = Jac_i(i, j);
            if (jacobians[1])
                jacobians[1][k] = Jac_j(i, j);
            k++;
        }
    }
}
return true;
}

```

最后，将两个误差项联合起来，可以得到最终误差项

$$e_{total} = \sum \|e_{PIMU_{ij}}\|_2 + \sum \|e_{Pose_{ij}}\|_2 \quad \text{式 (3.20)}$$

3.4.3 紧组合求解

通过非线性优化库 Ceres-Solver，求解使得公式（3-20）误差项最小的状态向量。图 3.5 及图 3.6 展示了仅靠激光数据进行位姿估计以及使用紧组合融合 IMU 以及激光数据进行匹配的计算出的地下停车场点云效果，从图中可以看出使用紧组合联合优化的方法可以提升轨迹的平滑性以及三维点云地图的准确性（停车场边缘部分更加平直，变形较小）。

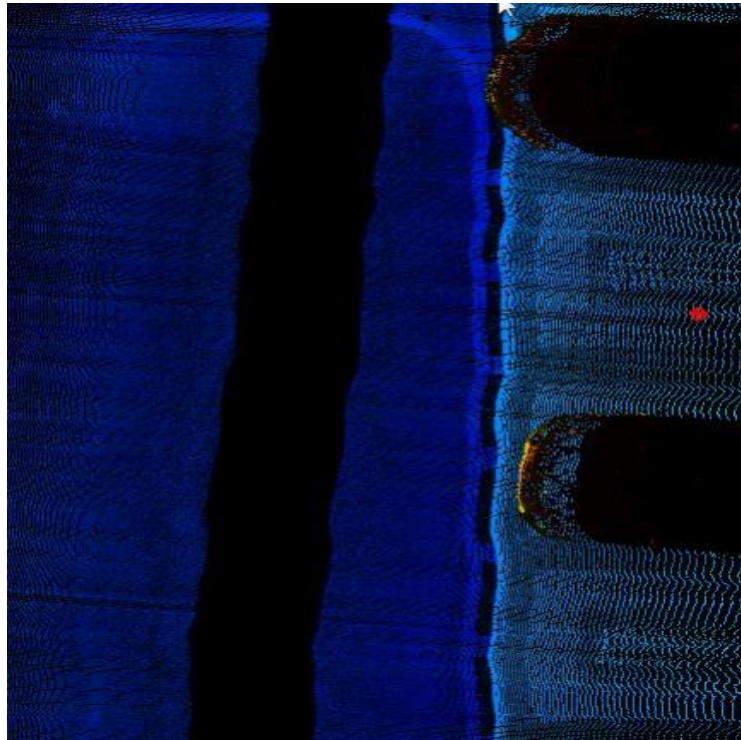


图 3.5 仅定位激光解算出的点云数据

Figure 3.5 Point Cloud by only location Laser

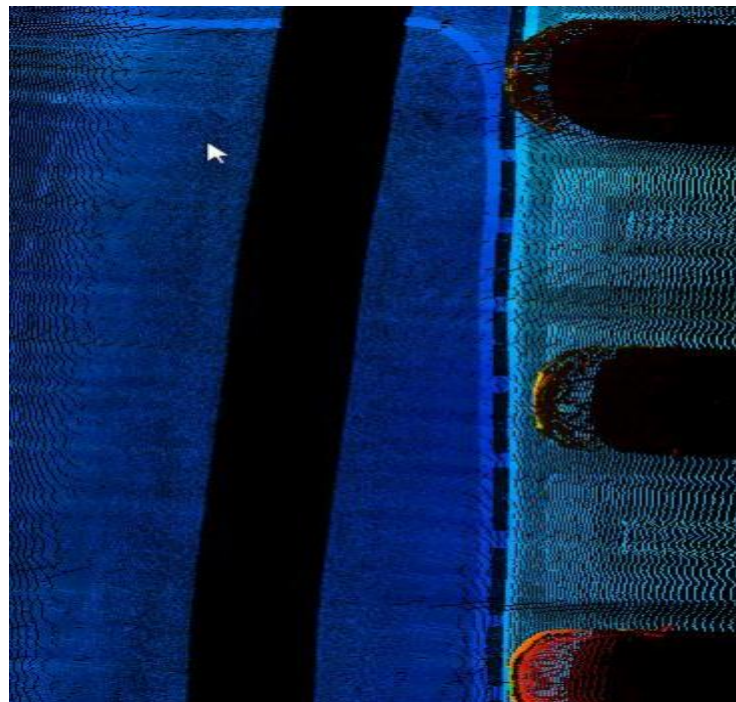


图 3.6 紧组合非线性优化解算出的点云数据

Figure 3.6 Point Cloud by Tight Coupled Location

3.5 闭环优化

在对地下空间测量系统状态向量进行估计的过程中，前面的章节给出的两帧之前

的位姿估计，也就是局部的位姿间约束，随着采集数据变多轨迹的变长，局部间的位姿约束优化出的结果中的误差会进行累计，导致后期再次进行估计时的结果趋向不明确。

针对这个问题的解决办法是使用闭环技术，可以在后期采集数据时，回到之前采集数据的地方，识别出经过了同一个位置，将前期和后期位姿关系进行连接，提供“回环”约束，对整个轨迹再次进行优化，消除累计的误差，得到全局一致的位姿。识别闭环的过程叫做闭环检测，轨迹优化的方法是位姿图优化。

3.5.1 闭环检测

闭环检测实际上需要解决的是如何识别出两块点云数据是同一个地方，从而对两个点云对应的位姿建立约束。由于点云数据的离散特性，且不能像图像数据提供丰富的信息，因此本文中主要采用自动识别和手动识别两种方式来确保闭环，其中自动识别方法主要用于在线数据处理，而手动识别主要用于离线处理。

自动识别的算法采用朴素的判断标准包括一定距离范围内、一定角度范围内，同时两帧点云的重叠度进行要求，具体如下：

- (1) 查找当前帧轨迹半径 $r \leq T_{dis}$ 内的帧，如果没有则跳出，如果有，则进入下一步
- (2) 在查找的帧中，当前帧轨迹姿态角 $angle \leq T_{ang}$ 内帧，如果不符合，则去除
- (3) 查询帧中的点云数据，计算两帧之间的重叠度，计算每个点的最邻近点的距离值，小于 t_{dis} 的个数与总点数的比例 Pct ，如果其满足 $Pct \geq T_{ratio}$ ，则表示重叠度符合要求，否则去除。
- (4) 如果存在配对关系，则进行 ICP 匹配，得到相对约束

3.5.2 位姿图优化

位姿图是指只存在位姿约束的优化图，在进行闭环检测后，如果存在闭环，可以构建出一个只有轨迹的图优化，而位姿结点之间的边，可以由之前局部约束来给定约束，因此在闭环后的位姿图优化中，存在两种边，一种称为相邻边，一种称为闭环边。

位姿图优化中包含两种误差，相邻边的误差定义如下：

$$e_{nb_{ij}} = (States_i \oplus Nb_{ij}) - States_j \quad \text{式 (3.21)}$$

其中 Nb_{ij} 表示在两帧之间非线性优化后的位姿约束， i 和 j 为相邻的两帧位姿。

闭环边的误差定义如下：

$$e_{loop_{ik}} = (States_i \oplus Loop_{ij}) - States_k \quad \text{式 (3.22)}$$

其中， $Loop_{ij}$ 表示进过闭环检测后的进行匹配后得到的位姿约束， i 和 k 为不相邻

的两帧位姿。

最后构建出位姿图约束的总体误差项，如下所示：

$$e_{total} = \sum \|e_{nb_{ij}}\|_2 + \sum \|e_{loop_{ik}}\|_2 \quad \text{式 (3.23)}$$

使用非线性优化库 Ceres-Solver，可以求解出优化后的位姿，闭环前后的效果如图 3.7 所示。

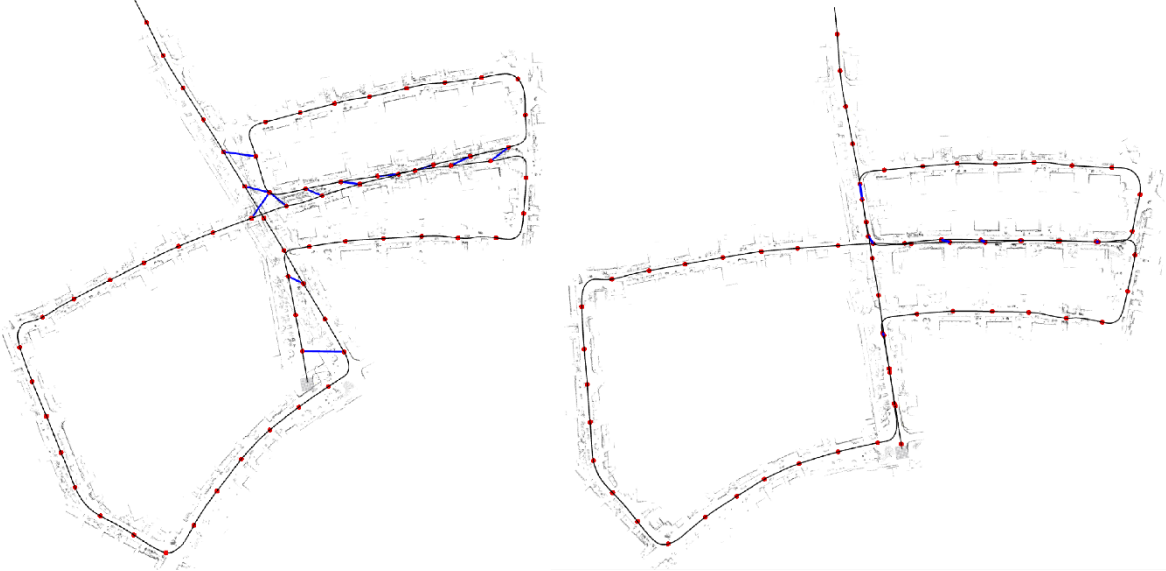


图 3.7 闭环纠正前后位姿图

Figure 3.7 Pose Graph before and after optimization

3.6 点云解算

点云解算是在定位定姿完成后，获得载体运动的轨迹，根据各传感器之间的关系，将三维扫描子系统中二维线扫激光器采集的点云数据从其激光扫描坐标转换至世界坐标系，得到采集环境的三维点云信息。

在对地下空间环境进行地图构建时，需要明确的是地图构建方法。通过构建地下空间环境地图，可以对空间信息进行完整的表达。对地图环境表示方法的好坏可以根据以下的给定条件来判断：1.计算机在进行运算和处理时是否能够达到既便捷又高效；2.在对全局地图进行更新时能否满足观察特征的快速添加；3.在对观测变量进行拼接时定位效果是否明显。因此，本文采用三维点云地图来对环境进行表达。

三维点云地图是用许多的三维空间坐标点来对空间进行描述，实际上是一个点集，点集中的每个点不仅仅包括坐标信息，还可以包含许多额外的信息比如法向量、光谱强度等等。其主要适用于激光或者深度传感器的数据。

根据定位定姿系统解算出的轨迹以及各传感器之间相对关系，解算出对应的三维点云，效果如图 3.8、图 3.9 所示。



图 3.8 地下停车场轨迹及定位点云

Figure 3.8 Pose And Point Cloud Of Underground Parking lot

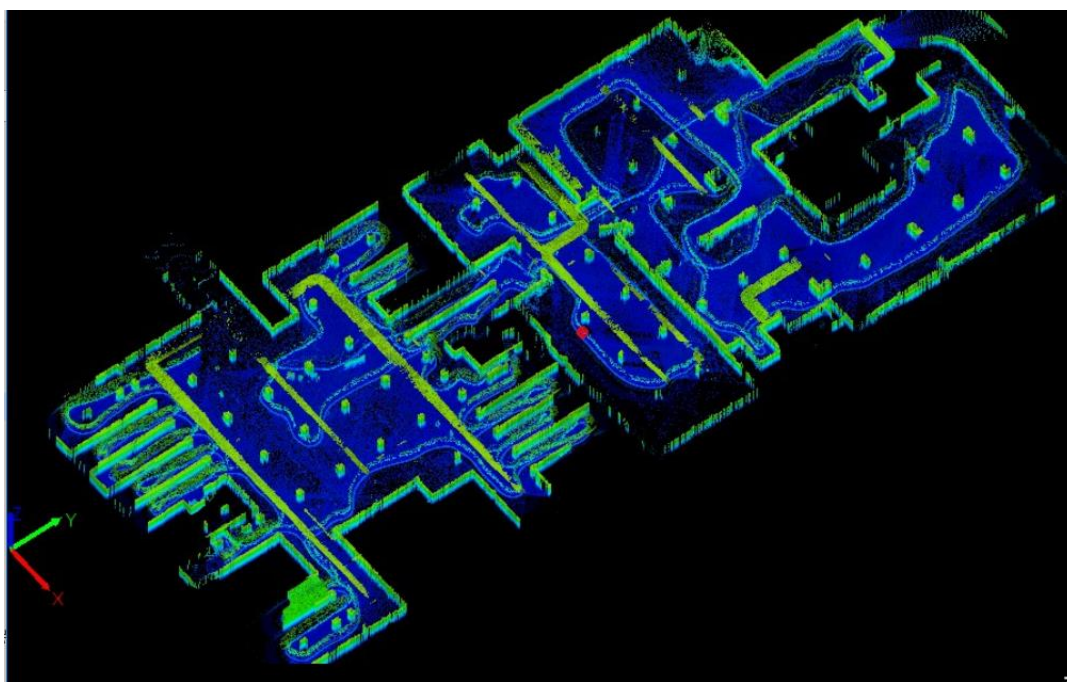


图 3.9 地下停车场三维点云

Figure 3.9 3D Point Cloud of Underground Parking Lot

3.7 系统精度验证

在进行地下空间移动测量数据处理时，一般会对数据处理结果进行精度验证，判断是否满足成果的精度要求，常见的做法是，通过在测区范围内使用高精度测绘装备布设控制点与检查点，再使用控制点将数据工程转换到统一坐标系后，从三维点云数据中找到同名的检查点坐标，将转换之后的检查点坐标与布设的检查点坐标值进行对比，计算出残差值，之后统计出均值与方差，判断是否满足具体的精度要求。具体步

骤如下：

- (1) 在测区范围内布设 m 个控制点 P_{ct} 以及 n 个检查点 P_{ck} ，其中($n \geq m$)
- (2) 根据控制点 P_{ck} 将三维点云数据转换至统一的参考坐标系
- (3) 在转换后的三维点云数据中，选择检查点 P_{ck} 对应的同名点，得到其坐标 \tilde{P}_{ck}
- (4) 对每一个查找到的同名检查点，计算残差值 $E_{ck} = \tilde{P}_{ck} - P_{ck}$ ，并计算出均值公式如 3.24 所示，中误差公式如 3.25 所示：

$$\bar{E} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m E_{ckj} \quad \text{式 (3.24)}$$

$$S_{id} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (E_{ckj} - \bar{E})^2} \quad \text{式 (3.25)}$$

3.8 本章小结

本章主要阐述了基于 SLAM 的地下空间移动测量算法内容，首先对 SLAM 问题对数学问题进行建模，使用非线性优化的方法进行求解，之后提出具体 SLAM 算法流程，分为轨迹推导和轨迹优化，轨迹推导包括使用 IMU 积分获取初始的轨迹，纠正点云的运动变形，同时使用预积分测量值构建两帧点云之间的约束，而点云数据之间进行匹配，之后使用紧组合方式将两类误差项放在同一优化器中进行求解，得到融合之后的局部位姿，轨迹优化的部分，使用两种方式进行闭环检测，完成闭环检测后，构建位姿图优化整条轨迹，得到全局一致的轨迹。最后，根据设计参数，将三维点云数据解算出来，并根据上述精度验证方法来验证解算精度，得到整个空间的三维信息。

4 实验与分析

以第三章的地下空间移动测量算法为基础，按照全流程处理的方式，选用实际工程应用中的数据进行验证并进行精度评定，验证基于 SLAM 的地下空间移动测量方法的有效性。

4.1 数据采集

本次实验通过对某商业中心地下空间进行实地项目级别测试，对地下空间移动测量系统进行测试，包括数据采集、数据处理、成果生产，整体评估该系统的集成度、工作效率、系统精度以及技术路线的完整性。

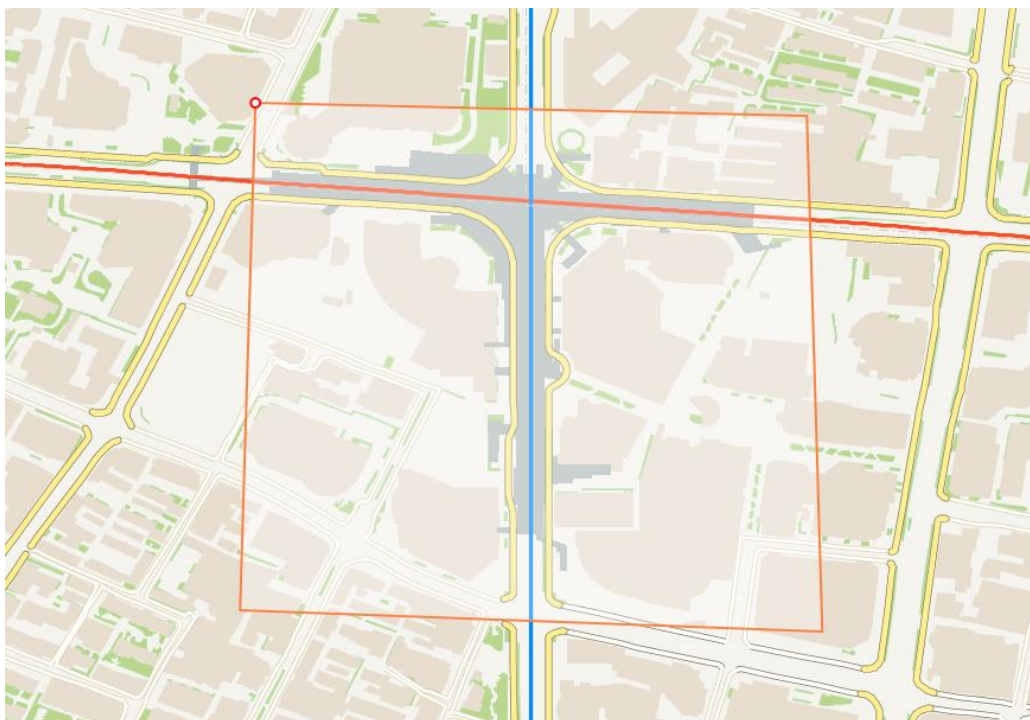


图 4.1 采集区域范围

Figure 4.1 Survey area

采集区域内场景主要包括地下通道、地下商业街以及地下停车场三种场景，由于该商圈地下人流量较大，在对外业数据采集时可能需要夜间作业，如表 4.1 所示。

表 4.1 地下空间项目采集工作表
Table 4.1 Underground Project Working Sheet

采集区块	预估面积 (m ²)	采集路段名	场景	是否 与地 铁口联 通	预计外 业作业 工期 (天)	备注
地铁站与地下地铁 商城	43586	地下一层	地下走道、 商业街		>2	1.需要地铁公司沟通后进场
		地下二层	地下走道、 商业街、地 铁站台			2.建议选择时间段 为地铁停运时刻
		地下三层	地铁站台			3.有限时间内优先 采集地铁站台
		地下通道出口	阶梯			
		地下二层	停车场			

4.2 控制点采集

地下空间移动测量系统采集得到的是局部坐标系，每次采集的数据工程的坐标系均一致，为了后续精度验证以及多工程数据统一，需要采集控制点。

4.2.1 采集要求

- 1) 坐标系统为当地坐标系。
- 2) 采用方式为在测区建筑物外部做好控制点后，通过全站仪引点至地下空间，具体打点位置需要根据现场环境与采集人员协商讨论后确定
- 3) 通道出口区域适当加密控制点。
- 4) 由于场景限制无法贴标靶纸，控制点选择较为明显的特征点，同时进行拍照记录的照片除了能辨别控制点位于哪个角点，还需明确控制点相对于周围地物所处的位置。

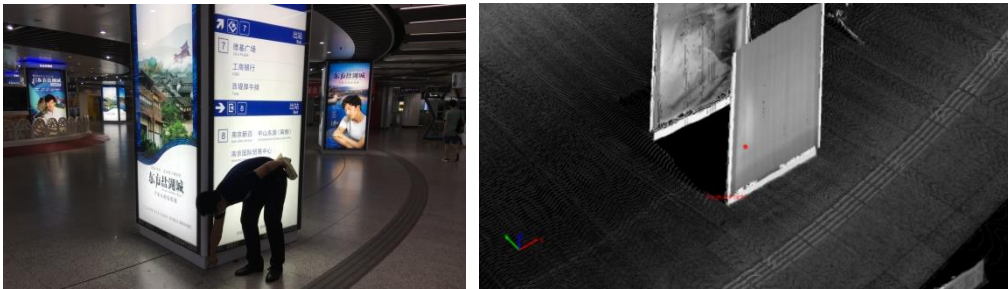


图 4.2 控制点示意图
Figure 4.2 Control Point Example

4.2.2 实测控制点

本次实验数据选择三个区域进行控制点测量，一个是地下车库，一个地铁站地铁站乘车大厅环岛，另一个是地铁 3 号出口商业街区域。共采集两类点，其中控制点用于点云坐标转换，验证点用于坐标转换后点云精度的验证。

(1) 地下车库

某地下车库点云扫描区域为宽度约为 27m，长度约为 22m，面积约为 550 m²，采集时间 5 分钟。其中设置 4 个控制点，分别为 0、3、7、8 号点。设置 4 个验证点，分别为 1、4、5、6 号点，2 号点由于存在遮挡情况，未被点云扫描到。

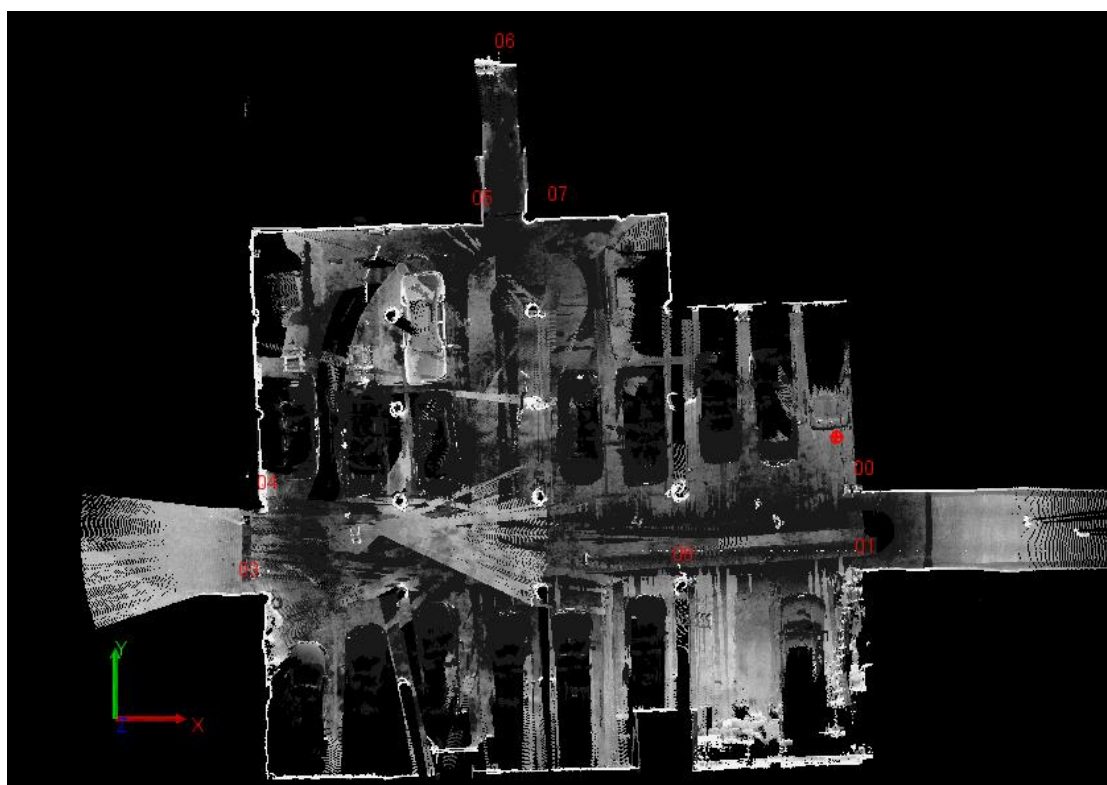


图 4.3 地下车库控制点及验证点的分布

Figure 4.3 Underground Parking Lot Control Points And Check Points

(2) 地铁站乘车大厅环岛

地铁站换乘大厅环岛处点云共扫描半径约为 30m 的圆形区域，面积约为 3000 m²，数据采集时间 6 分钟。其中设置了 5 个控制点，分别为 1、2、4、5、6 号点。设置了 5 个验证点，分别为 3、C7、C8、C9、C10 号点。

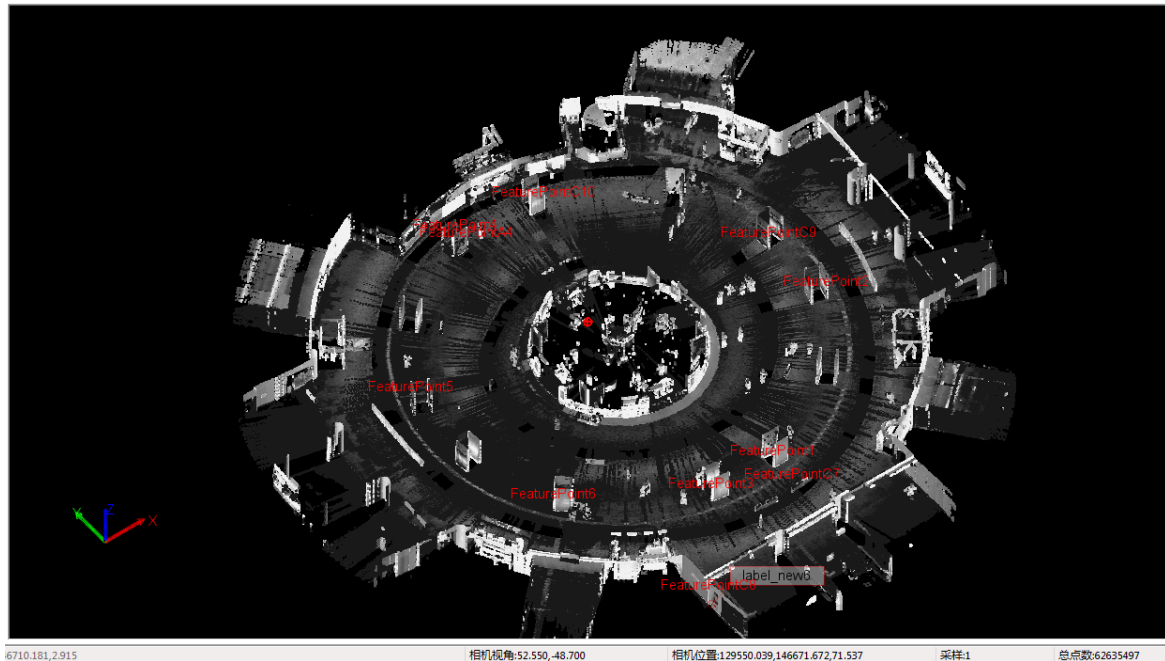


图 4.4 地铁站换乘环岛处控制点及验证点的分布

Figure 4.4 Underground Roundabout Control Points And Check Points

(3) 地铁商业街

地铁 3 号出口地下商业街区域点云扫描宽度为 22m 长度为 160m，面积约 3500 m²，数据采集时间 10 分钟，其中设置 4 个控制点分别为 8、9、11、12 号点。设置了 5 个验证点，分别为 C1、C3、C4、C5、C6 号点。

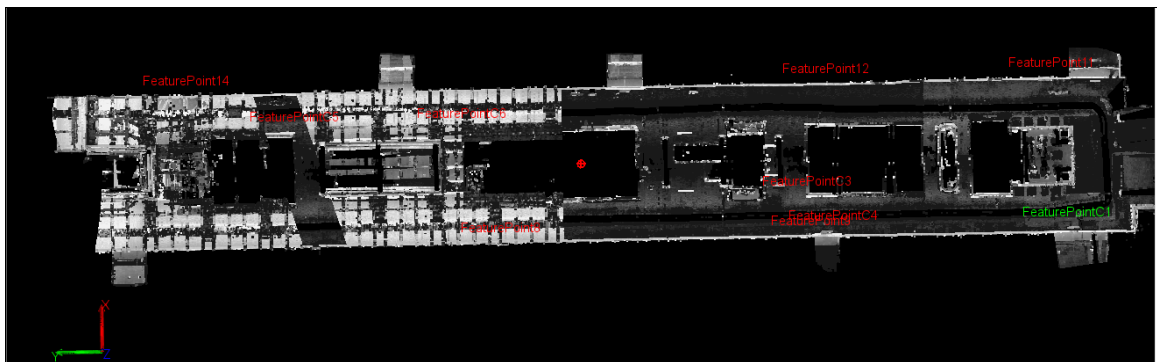


图 4.5 地铁 3 号出口地下商业街控制点及验证点的分布

Figure 4.5 Subway Exist No3 Street Control Points And Check Points

4.3 数据处理

按照标准数据处理流程，完成采集范围内的数据处理，包括预处理以及后处理，预处理主要轨迹解算以及点云融合，坐标转换及统一，后处理包括全景生产、线划图绘制以及模型生产。

4.3.1 轨迹解算及点云融合

轨迹解算及点云融合通过 SLAM 算法进行处理，用于将外业采集的原始数据解算

出轨迹和点云。



图 4.6 轨迹解算及点云融合

Figure 4.6 Pose Computation And Point Cloud Fusion

4.3.2 全景拼接

全景拼接通过全景相机拍摄的多个原始镜头数据进行融合，自动生成拼接好的全景影像数据。

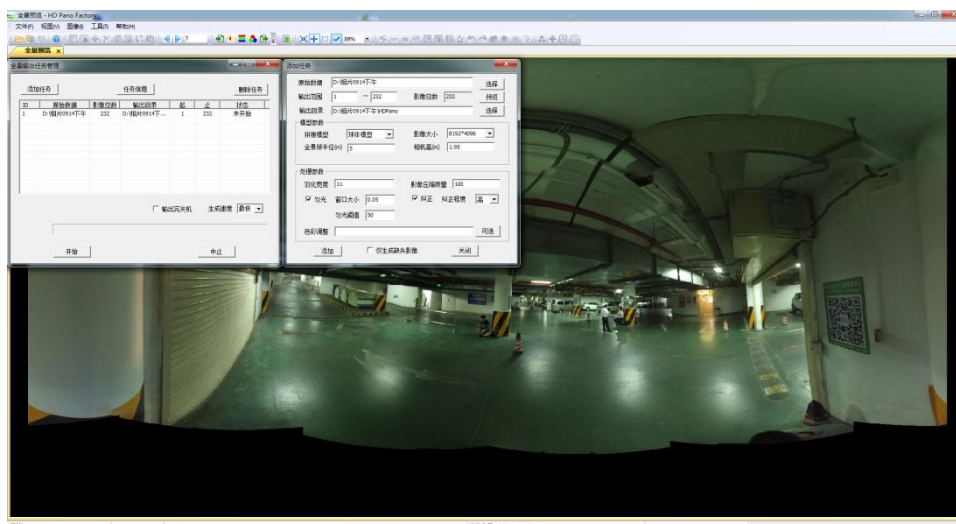


图 4.7 全景拼接软件

Figure 4.7 Panorama Software

4.3.3 点云拼接及相对坐标统一

每一个采集工程的坐标系为单独的相对坐标系，对于范围较大、路线复杂、多层的采集场景，如地铁站地下空间，会存在多个采集工程，由于控制点采集较为困难，不会在每一个采集工程中有可供绝对坐标转换的控制点数，所以为了获取整个范围的数据，需要将采集工程进行相对坐标统一。

采用的方法是首先在外业采集时，保证需要拼接的采集工程之间有重复区域（这一点与地面三维激光扫描仪采集类似），之后，对采集的数据工程进行点云解算，在点云处理软件中，将需要拼接的点云数据加入到软件，使用拼接模块对数据进行拼接，拼接后点云的坐标已经完成统一，同时也要对工程中的其他数据（影像轨迹文件等）进行转换。



图 4.8 点云拼接

Figure 4.8 Point Cloud Registration

4.3.4 通过控制点转换至全局坐标

通过选择控制点，将点云整体转换至全局坐标，同时对工程中的其他文件进行坐标转换。



图 4.9 全局坐标转换

Figure 4.9 Reference Coordinate Transformation

4.3.5 全景生产

在街景生产软件中，进行轨迹编辑、深度图、面片自动生成处理，可以得到测区范围内的全景数据进行发布。

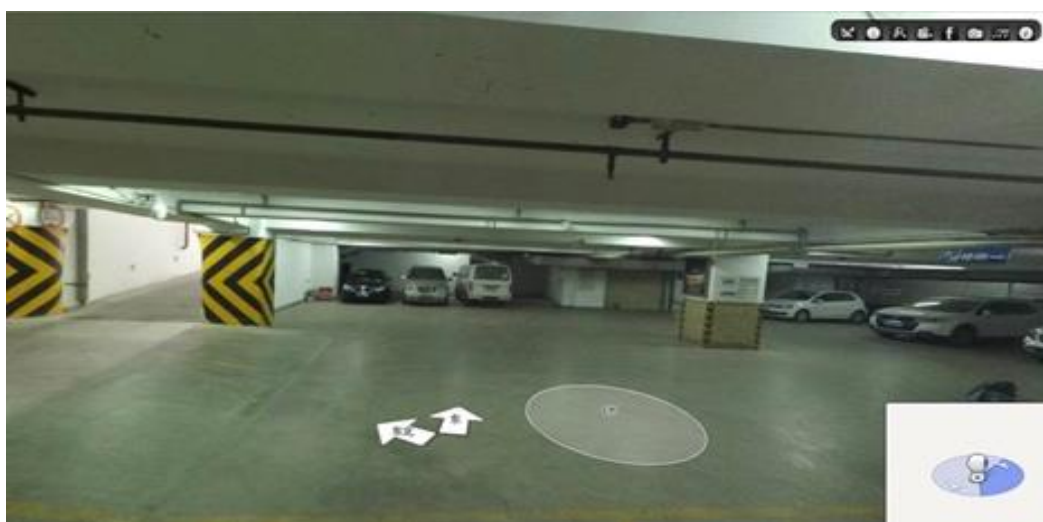


图 4.10 地下车库全景

Figure 4.10 Underground Parking Lot Panorama

4.3.6 线划图

根据客户提供的线划图实例，在 AutoCAD 中将内业数据工程导入之后，对照点云进行绘制。

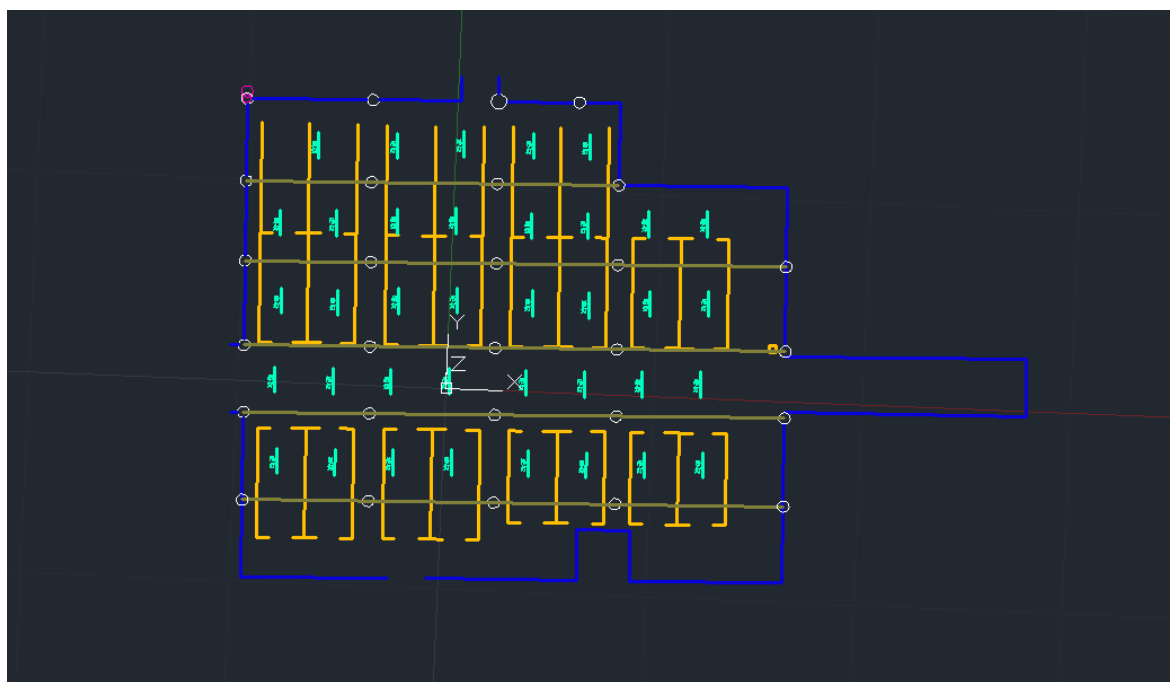


图 4.11 地下车库线划图

Figure 4.11 Digital Line Graphic

4.3.7 三维模型

在完成线划图绘制之后，将内业数据源以及线划图导入到建模软件 3DMax 中，根据线划图快速构建白模，同时对于局部区域，进行精细模型构建。



图 4.12 地铁三维精细模型

Figure 4.12 Subway 3D Precision Model

4.4 精度评定

在使用 SLAM 算法进行轨迹解算后，将三维点云解算出来，之后根据控制点将点云坐标转换至绝对坐标系中，然后对比预先采集的检查点坐标，计算均值和方差，下

面，下文对三个不同的场景进行精度评定。

4.4.1 地下车库

地下车库三维点云场景如图 4.13 所示，图中显示的将车库顶部点云隐藏，便于查看显示车库内部点云。地下车库地面相对比较粗糙，地面存在明显起伏，采集到的点云效果不错，视觉上判断，基于 SLAM 的地下空间移动测量系统在颠簸的路面上采集的数据可以满足测图、建模的需求，具体的定量分析根据控制点情况进行。

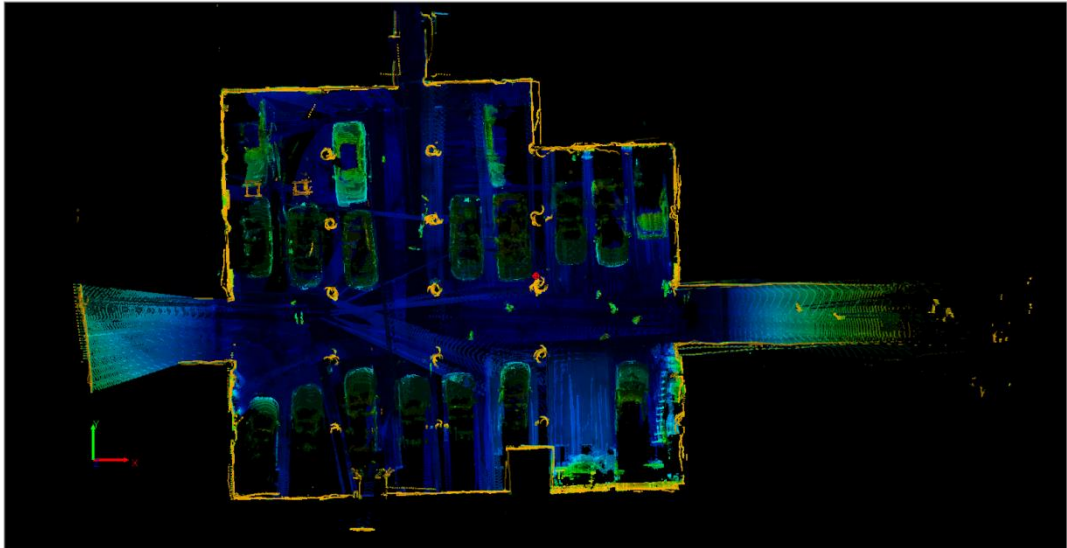


图 4.13 地下车库整体点云

Figure 4.13 Underground Parking Lot Point Cloud

地下车库中控制点坐标如表 4.2 所示，共有 4 个控制点用于坐标转换以及 4 个检查点用于精度验证，4 个控制点基本分布在地下车库中两端出入口的附近区域，能够较好的控制住整个场景，4 个检查点也分布在便于打点的位置，经过转换后坐标以及与其绝对坐标差值如表 4.3 所示。

表 4.2 地下车库控制点坐标表

Table 4.2 Underground Parking Lot Control Point Table

点号	类型	X	Y	Z
A00	控制点	129469.065	147284.570	10.629
A03	控制点	129471.495	147311.309	10.602
A07	控制点	129483.773	147294.331	10.684
A08	控制点	129467.515	147293.071	10.634
A01	验证点	129465.796	147285.299	10.672
A04	验证点	129475.027	147309.623	10.680
A05	验证点	129484.441	147297.482	10.602
A06	验证点	129490.757	147295.033	10.492

表 4.3 地下车库精度验证情况表

Table 4.3 Underground Parking Lot Residual Statistics Table

点号	类型	X	Y	Z	DX	DY	DZ
A00	控制点	129469.100	147284.600	10.644	-0.001	-0.007	-0.015
A03	控制点	129471.500	147311.300	10.609	-0.028	0.022	-0.007
A07	控制点	129483.800	147294.400	10.681	-0.018	-0.037	0.003
A08	控制点	129467.500	147293.000	10.615	0.047	0.022	0.019
A01	验证点	129465.800	147285.400	10.672	-0.033	-0.085	0.000
A04	验证点	129474.900	147309.600	10.687	0.089	0.013	-0.007
A05	验证点	129484.500	147297.500	10.590	-0.024	-0.032	0.012
A06	验证点	129490.800	147294.900	10.596	0.004	0.110	-0.104

对验证点差值进行统计，根据上述公式 3.24 计算出坐标差值的平均值为 (0.009284m, 0.001624m, -0.02493m)；根据上述公式 3.25 计算出的中误差为 (0.047997m, 0.071845m, 0.046213m)，基本符合地下空间测图以及建模的精度要求。

4.4.2 地铁换乘环岛

地铁换乘环岛三维点云场景如图 4.14 所示，图中显示的部分包括了换乘空间的地面，以及多个通道出口的点云数据。相较于地下车库环境，地铁换乘地面要更加平整，对地下空间移动测量系统的采集环境比较友好，而且整个场景里面的平面特征较多，也有利于定位激光数据的匹配，因此，可以初步判断，地铁换乘环岛数据质量表地下停车场的效果要好一些。

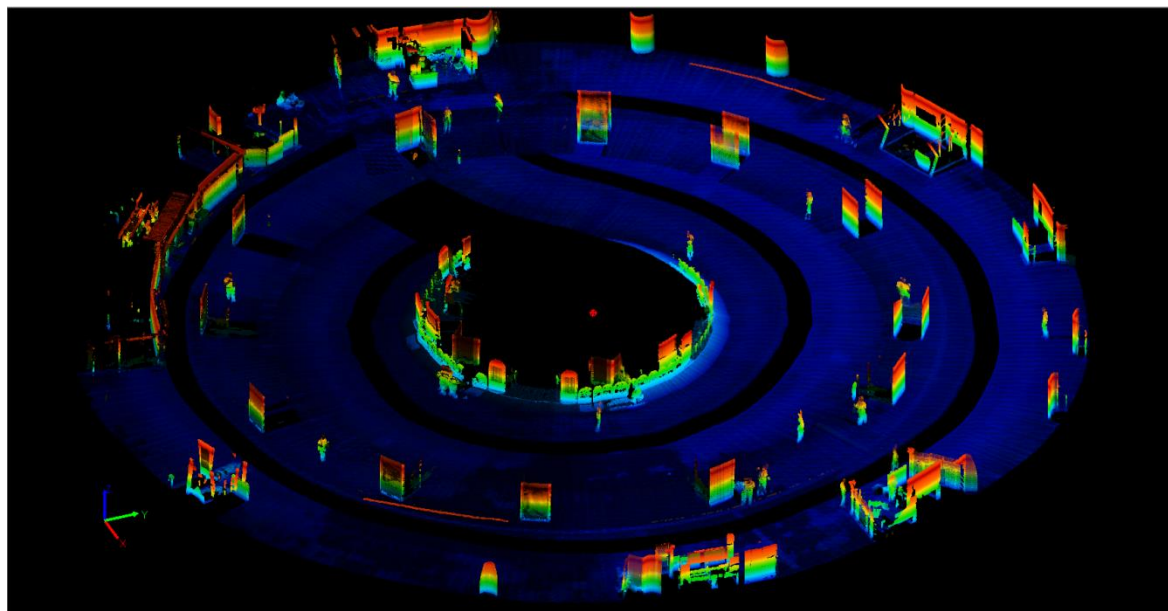


图 4.14 地铁换乘环岛整体点云

Figure 4.14 Subway Roundabout Point Cloud

地铁换乘环岛区域的控制点坐标如表 4.4 所示，同样共有 4 个有效的控制点用于坐标转换以及 4 个检查点用于精度验证，经过转换后坐标以及与其绝对坐标差值如表

4.5 所示。

表 4.4 地铁换乘环岛控制点坐标表

Table 4.4 Underground Roundabout Control Point Table

点号	类型	X	Y	Z
2	控制点	129603.446	146710.274	2.802
4	控制点	129583.411	146733.11	2.84
5	控制点	129570.106	146721.626	2.872
6	控制点	129572.309	146705.547	2.909
C7	验证点	129587.49	146694.02	5.155
C8	验证点	129576.14	146690.04	3.071
C9	验证点	129603.03	146717.36	2.798
C10	验证点	129591.31	146731.68	2.815

表 4.5 地铁换乘环岛精度验证情况表

Table 4.5 Underground Roundabout Residual Statistics Table

点号	类型	X	Y	Z	DX	DY	DZ
2	控制点	129603.4	146710.3	2.803843	0.00273	-0.02121	-0.00184
4	控制点	129583.4	146733.1	2.833246	-0.01911	-0.00919	0.006754
5	控制点	129570.1	146721.6	2.884085	-0.00925	0.040125	-0.01208
6	控制点	129572.3	146705.6	2.899277	0.030962	-0.02318	0.009723
C7	验证点	129587.5	146694.1	5.133393	-0.0043	-0.03774	0.021607
C8	验证点	129576.1	146690.1	3.066585	0.054126	-0.10189	0.004415
C9	验证点	129603	146717.3	2.795712	0.063315	0.087152	0.002288
C10	验证点	129591.2	146731.7	2.807089	0.130471	0.02835	0.007911

对验证点差值进行统计，同理代入上述公式计算出坐标差值的平均值为（0.0451m，-0.0127m，0.0123m）；中误差为（0.053193m，0.064747m，0.009404m），对比地下车库精度测试情况，水平精度比较接近，高程精度明显更加高，说明在地面平整场景下，设备可以得到更优秀的结果，同样符合地下空间测图以及建模的精度要求。

4.4.3 地铁商业街

地铁商业街三维点云场景如图 4.15 所示。图中显示的部分去除了顶部点云的整体点云。与地铁换乘环岛区域一致，地面比较平整，整个场景范围比较大，因此其精度表现应该与地铁换乘环岛区域比较接近。

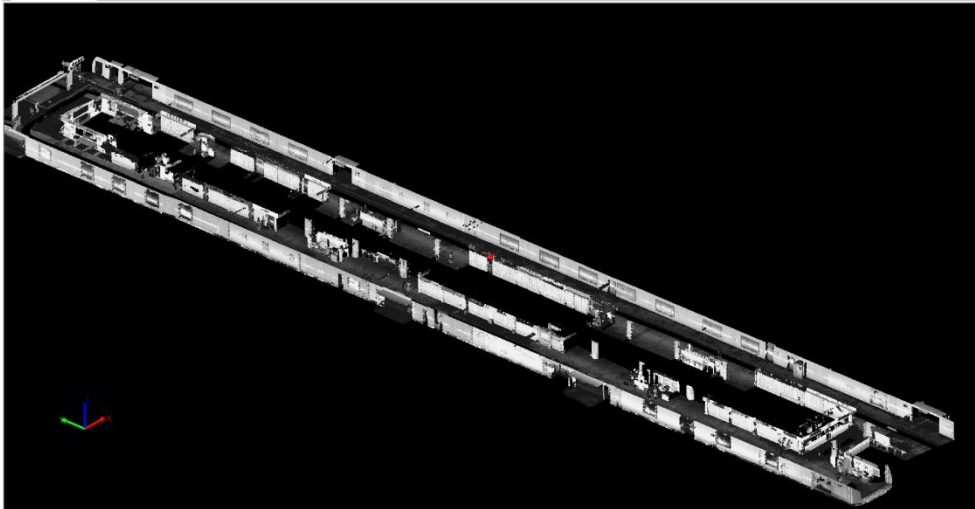


图 4.15 地铁商业街整体点云

Figure 4.15 Subway Street Point Cloud

地铁商业街区域的控制点坐标如表 4.6 所示，同样共有 4 个有效的控制点用于坐标转换，5 个检查点用于精度验证，经过转换后坐标以及与其绝对坐标差值如表 4.7 所示。

表 4.6 地铁商业街控制点坐标表
Table 4.6 Subway Street Control Point Table

点号	类型	X	Y	Z
8	控制点	129575.777	146624.868	2.904
9	控制点	129576.093	146581.381	2.152
11	控制点	129597.529	146547.442	2.229
12	控制点	129597.269	146578.944	1.508
C1	验证点	129576.634	146545.582	3.678
C3	验证点	129581.61	146581.957	3.452
C4	验证点	129576.523	146578.256	3.718
C5	验证点	129591.851	146653.556	3.307
C6	验证点	129591.896	146630.043	3.357

表 4.7 地铁商业街精度验证情况表

Table 4.7 Subway Street Residual Statistics Table

点号	类型	X	Y	Z	DX	DY	DZ
8	控制点	129575.8	146624.9	2.912138	0.002587	0.00431	-0.00814
9	控制点	129576.1	146581.4	2.143795	0.010886	-0.03646	0.008205
11	控制点	129597.5	146547.4	2.239532	-0.0169	-0.00625	-0.01053
12	控制点	129597.3	146578.9	1.497534	0.00343	0.038402	0.010466
C1	验证点	129576.7	146545.5	3.639398	-0.03878	0.032289	0.038602
C3	验证点	129581.6	146581.9	3.433541	-0.00764	0.029509	0.018459
C4	验证点	129576.7	146578.4	3.678591	-0.16692	-0.12294	0.039409
C5	验证点	129591.7	146653.5	3.294712	0.130528	0.100344	0.012288
C6	验证点	129591.9	146630	3.346526	0.030123	0.029003	0.010474

经过对比发现, C4、C5 两个点的 X 和 Y 方向的坐标差值明显大于其余点, 应该存在选点偏差原因, 去除这两个点之后, 同理代入上述公式计算出的中误差为 (0.028173m, 0.001445m, 0.011835m), 而保留这两个点的情况下, 计算出的中误差为 (0.096762 m, 0.073496 m, 0.01266m)。对比地铁换乘环岛区域精度测试情况, 高程精度比较接近, 但水平精度出现较大偏差, 可能的原因是选点出现误差, 或者在大场景的累计误差并未很好的消除。

4.5 实验结论

通过以上实验可以得出基于 SLAM 的地下空间三维激光移动测量有着传统测量方法无法比拟的优势, 综合在两个不同场景下的精度测试对比情况, 在有起伏区域(地下车库), 控制点中误差稳定在 3cm 以内, 验证点中误差在 8cm 以内, 与在地面平坦区域(地铁换乘环岛), 验证点残差的平均值稳定在 5cm 以内, 中误差稳定在 7cm 以内, 符合地下空间信息采集测图建库的需求。因此, 使用本方法具有如下的特点。

(1) 采集速度快

利用基于 SLAM 的移动测量方法进行地下空间环境下数据采集, 数据获取的速度快, 即使是对大规模的建筑群体也能在很短的时间内完成作业。随着地下空间的大力开发, 仅仅依靠传统的方法无法在短时间完成数据的更新, 因此本系统能发挥很好的作用。

(2) 精度高

传统的人力测绘速度跟不上, 地下环境下测量精度不足, 而为了获取高精度, 往往费时费力, 而且无法保证地下构筑物建筑物及其设施的侧面信息, 由于本方法采集的数据密度比较大, 而且可以控制, 这样能得到足够的数据来反映地下构筑物的特征信息, 本方法得到了比较精确的目标地物的三维坐标信息。

(3) 自动化程度高

在进行外业采集时, 采用本方法进行数据采集时, 只需 2~3 个人即可完成数据

采集到建模工作，而在进行内业作业时，标准的处理流程以及高效的 SLAM 算法提取算法也可以提高自动化作业的程度，提升数据处理的效率。

4.6 本章小结

本章主要对某地下商业空间采集数据进行实验，按照设计的后处理流程，包括数据采集、控制点采集以及数据处理等过程完成的测试系统的有效性。同时为了对系统进行定量评价，主要选用精度这个指标来进行考核，并在采集数据中选择三个场景（两类地面环境包括较大起伏以及基本平整）进行精度验证。从实验结果来看，使用了基于 SLAM 的地下空间移动测量系统基本符合测图建模需求。

5 总结与展望

5.1 论文总结

基于 SLAM 的地下空间三维激光移动测量系统是一种新型的地下空间环境信息采集手段，由定位定姿系统（SLAM）、三维激光扫描仪与相机、工业控制计算机系统以及推车载体组成。在移动数据采集过程中，定位定姿 SLAM 系统获取移动测量系统的高频率高精度姿态参数，激光扫描仪获取扫描对象的精确三维坐标，相机传感器获取采集对象的纹理信息，采用时间空间配准原理，能够将采集的多传感器数据进行融合，能够快速自动构建数字三维模型，为数字城市三维建模、大比例尺制图等基础数据建设提供快速、准确的支持。本文的主要工作内容和创新点包括：

（1）论文对地下空间移动测量系统的采集原理进行了介绍，从时间配准和空间配准角度出发，在深入探索数据采集完成后所获取的多源数据的组织与对应关系，提出数据处理完整流程，该流程大大提高数据采集的效率。通过阅读参考大量的有关文献，从硬件结构的设计到理论方法的相互融合，最终了一套较好的解决方案。

（2）将 SLAM 技术与三维激光扫描技术相结合。由于地下空间的无 GPS 信号或者 GPS 信号弱的条件限制，导致移动测量平台无法进行定位定姿。为了解决这一问题，本文将计算机领域的 SLAM 技术应用其中，不需要 GPS 信号，便可估计出载体的位姿，还可用于地下空间的定位与制图，所以该研究方法能够很好的解决地下空间测量移动平台的定位定姿问题。

（3）通过在具体地下空间环境（地下车库、地铁换乘环岛、地铁商业街）进行实验，包括实际数据采集，数据处理（预处理和后处理）以及精度验证，验证了方法的有效性。在对三维数据采集后，必须进行点云数据检查以确保数据具有一定的精度，从而保证方法也能满足精度要求。本文从 SLAM 概率建模，到 IMU 数据与激光数据非线性优化，再到闭环优化，进行相关的实验操作，最终验证了方案的可行性。

因此，对地下空间进行合理的开发与利用不仅能够解决城市土地利用资源紧张、交通拥堵、环境污染等城市化进程中必定遇到的诸多问题，还能够促进城市防空体系的建设。对实现城市可持续发展，发挥城市地下工程的经济效益和社会效益，都具有重要的战略意义。

5.2 未来展望

从对基于 SLAM 的地下空间环境移动测量方法的研究以及实际测试过程中，总结出，可以有如下的几个重点问题需要解决：

（1）硬件传感器

硬件的问题主要体现全景相机传感器，对于全景相机设备来说，在光照条件不好的情况下，会出现相片丢帧现象，且不能打开自动调焦模式，否则会导致焦距变化，从而导致相机内参数变化，影响拼接精度，因此后期将会对相机传感器进行选择。

（2）载体形式

推车式 SLAM 设备较为理想的工作环境是能够大部分可以用高效的线扫模式去完成，从实际项目情况来看，很多地下空间场景是多层的场景，而目前的载体形态并非是最好的选择，另外多层场景必然会存在数据工程拼接，存在拼接误差，精度控制也是一个较大的考验，因此未来将会考虑用更加灵活方便的载体形式，同时针对新的运动模型对算法进行改进。

（3）算法

目前使用的 SLAM 算法还有很多地方可以提升，比如在自动查找闭环方面，在一些场景下容易出现错误匹配的情况，从而导致闭环优化时有错误的匹配数据。错误的匹配数据则会导致错误的结果，优化出轨迹与相差较远，需要后期人工进行纠正，会影响后续数据处理的效率，因此如何提升闭环查找的准确率是下一步需要解决的重点问题。

致谢

时光荏苒，研究生学习生涯即将就要结束了，往事如同一缕青烟吹散在流逝的时光。回味起这三年的点点滴滴，五味杂陈，既有欢声笑语，又有悲愁垂涕，人生何尝不是潮起潮落。但值得庆幸的是，我遇到了许多的良师益友，他们不耐其烦地给予了我很多宝贵的意见与帮助，让我重新振作起来并且从中学到了许多为人处世的道理和丰富的文化知识，再此我谨向他们表示衷心的感谢！

首先，把我最深的爱意献给我的恩师吕开云老师。正所谓天高任鸟飞，路遥知马力，是他给了我一片天空，使我有可以展翅的空间。在学习中，老师总是以他渊博的理论知识、严谨的治学态度、兢兢业业的精神照亮着我们，使我明白学海无涯苦作舟，必须脚踏实地，勇于创新，突破自我。在生活中，老师无微不至的关心着我们，在我低落时期，总能第一时间伸手援助，并时时刻刻告诉我们撸起袖子加油干。总之，在今后的工作学习中，一定铭记老师对我的谆谆教诲，一定不辜负他们对我的殷切期望！

其次，感谢我的王强师兄，感谢我的室友郭晓飞、樊涛涛，感谢我的朋友苏亚麟、孙坤，感谢你们一路以来的陪伴，怀念我们一起搞科研的日子，希望大家在今后的日子依然开心美好。

最后，感谢我的父母，感谢父母多年的养育之恩，父母对我的爱犹如黄河之水滔滔不绝，延绵不断，我也知道我永远都无法完全回报他们的爱，所以我希望顺利地完学业，争取更大的成功，给他们一点欣慰。衷心祝愿您们身体健康，平平安安。

谨以此文献给所有关注过和关注着我的人，祝愿他们心想事成，万事如意！就让此文，留住我们芬芳的年华吧！

参考文献

- [1] 蔡庚洋,姚建华.城市地下空间开发利用的若干思考[J].地下空间与工程学报,2009(6):1071-1075.
- [2] 付玲玲.城市中心区地下空间规划与设计研究[D].东南大学,2005.
- [3] 徐伟,胡春林.城市地下空间开发利用初探[C].第二届湖北省土木工程专业大学生科技创新论坛,2009.
- [4] 成岳,汪怀建.工程与环境[M].南京大学出版社,2007:17-18.
- [5] 米佳.地下公共空间的认知和寻路实验研究——以上海市人民广场为例[D].同济大学,2007.
- [6] 王京伟,申玉生.国外城市地下空间开发利用对我国城市发展的启示[C].2015 绿色生态隧道建设与管理论坛,2015.
- [7] 闫涛.公共交通建筑地下空间的开发与利用[J].城市建设理论研究(电子版),2012(19):45-51.
- [8] 芦鑫.城市地下空间的规划设计研究[D].河北农业大学,2013.
- [9] 李凯.城市综合体发展与其地下空间的利用研究[D].太原理工大学,2016.
- [10] 陈碧.浅谈城市地下空间的开发利用[J].黑龙江科技信息,2017(7):21-23.
- [11] 苏丹,程瑶.城市地下空间开发利用的不利影响及对策[J].城市建设理论研究,2016(8):5707-5708.
- [12] 刘常明.长沙市地下空间资源利用与管理研究[D].湖南师范大学,2013.
- [13] 刘瑶.基于点云的形体分析方法研究[D].山东科技大学,2013.
- [14] 蒋世峰,杨槐,乔志勇等.三维地下空间管理系统建设及其应用[C].中国城市规划协会地下管线专业委员会,2013.
- [15] 龚真春,宋执环.嵌入式 GPS/MIMS 组合导航系统的设计与应用[J].计算机工程与应用,2005(9):108-110.
- [16] 孙鹏.地下移动激光测量系统关键技术研究[D].河南理工大学,2014.
- [17] 谭仁春,肖建华,王厚之等.城市地下空间三维模型建设与应用关键技术研究[J].城市勘测,2012(2):5-7.
- [18] 贾文民.移动机器人定位与地图创建问题的研究[D].天津工业大学,2011.
- [19] 王孟和.基于 3DSLAM 移动扫描技术的地下空间测量方法研究[J].城市勘测,2017(6):98-100.
- [20] 王大雪.基于 GPS/INS 的 MMS 组合导航方法研究[D].辽宁工程技术大学,2013.
- [21] Smith R C, Cheeseman P. On the representation and estimation of spatial uncertainty[M]. The International Journal of Robotics Research, 1987, 5(4):56-68.
- [22] Siciliano B, Khatib O. Springer Handbook of Robotics[M]. Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [23] Kalman R E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems[J]. Journal of Basic Engineering Transactions, 1960, 82:35-45.
- [24] Kalman R E, Bucy R S. New Results in Linear Filtering and Prediction Theory[J]. J. basic Eng. asme Trans. ser. d, 1960, 83(83):109.
- [25] Julier S J, Uhlmann J K. A counter example to the theory of simultaneous localization and map

- building[C].IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2001.Proceedings.IEEE, 2001:4238-4243 vol.4.
- [26] Bar-Shalom Y, Li X R.Estimation with Applications to Tracking and Navigation[M].Wiley, 2001.
- [27] Newman P, Cole D, HoK.Outdoor SLAM using visual appearance and laser ranging[C].IEEE International Conference on Robotics and Automation.IEEE, 2006:1180-1187.
- [28] Civera J, Davison AJ, Montiel JMM.Inverse Depth Parametrization for Monocular SLAM[J].IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(5):932-945.
- [29] 姬春艳.非线性积分卡尔曼滤波算法研究[D].西安理工大学,2015
- [30] Williams SB, Dissanayake G, Durrant-Whyte H.An efficient approach to the simultaneous localisation and mapping problem[C].IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002.Proceedings.ICRA.IEEE, 2002:406-411 vol.1.
- [31] Neira J, Tardos JD.Hierarchical SLAM: real-time accurate mapping of large environments[J].IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(4):588-596.
- [32] Blanco JL.Subjective local maps for hybrid metric-topological SLAM[M].North-Holland Publishing Co.2009.
- [33] Chli M, Davison AJ.Automatically and efficiently inferring the hierarchical structure of visual maps[J].2009:387-394.
- [34] Julier S J, Uhlmann JK.New extension of the Kalman filter to nonlinear systems[J].Proc.of SPIE, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition IV, 1997, 1997, 3068:182--193.
- [35] E.A.Wan and R.V.D.Merwe.The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation[J].in Adaptive Systems for Signal Processing, Communications and Control Symposium,2000, pp.153--158.
- [36] Peter SM.Stochastic models, estimation, and control[J].IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1979, 10(5):282-282.
- [37] 梅亚男,王冬霞.粒子滤波算法原理及其实验性能分析[J].辽宁工业大学学报(自然科学版),2015(4): 228-230,239.
- [38] Walter MR, Eustice RM, Leonard JJ.Exactly Sparse Extended Information Filters for Feature-based SLAM[J].International Journal of Robotics Research, 2007, 26(4):335-359.
- [39] Eliazar A, ParrR.DP-SLAM:Fast,Robust Simultaneous Localization and Mapping Without[C].2003:1135--1142.
- [40] E liazar AI, Parr R.DP-SLAM 2.0[C].IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004.Proceedings.ICRA.IEEE, 2004:1314-1320 Vol.2.
- [41] Mo ontemerlo M, Thrun S, Koller D, etal.FastSLAM:a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[C].Proc.of Theaaai National Conference on Artificial Intelligence.2002:593-598.
- [42] Eade E, Drummond T.Scalable Monocular SLAM[C].IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.IEEE Computer Society, 2006:469-476.
- [43] Hahnel D, Burgard W, Fox D, et al.An efficient fastSLAM algorithm for generating maps of

- large-scale cyclic environments from raw laser range measurements[C].International Conference on Intelligent Robots and Systems.IEEE, 2003:206-211 vol.1.
- [44] Moravec HP.Sensor Fusion in Certainty Grids for Mobile Robots[J].Ai Magazine, 1989, 9(2):61-74.
- [45] Elfes A.Using Occupancy Grids for Mobile Robot Perception and Navigation[J].Computer, 2002, 22(6):46-57.
- [46] W.Press, S.Keukolsky, W.Vettering, and B.Flannery.Levenberg-Marquardt Method[C].Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computation, pp.542–547, 1992.2379-8858
- [47] Royer E, Lhuillier M, Dhome M, et al.Localization in urban environments: monocular vision compared to a differential GPS sensor[C].Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.CVPR 2005.IEEE Computer Society Conference on.IEEE, 2005:114-121.
- [48] Zhang Z, Shan Y.Incremental motion estimation through modified bundle adjustment[J].2009, 2:II-343-6 vol.3.
- [49] Michot J, Bartoli A, Gaspard F.Bi-Objective Bundle Adjustment With Application to Multi-Sensor SLAM[J].3dpvt, 2010.
- [50] Grisetti G, Kummerle R, Stachniss C, et al.Hierarchical optimization on manifolds for online 2D and 3D mapping[C].IEEE International Conference on Robotics and Automation.IEEE, 2010:273-278.
- [51] Kümmerle R, Grisetti G, Strasdat H, et al.G2o: A general framework for graph optimization[C].IEEE International Conference on Robotics and Automation.IEEE, 2011:3607-3613.
- [52] Dubbelman G, Browning B.Closed-form Online Pose-chain SLAM[C].IEEE International Conference on Robotics and Automation.IEEE, 2013:5190-5197.
- [53] Frese U, Schroder L.Closing a Million-Landmarks Loop[C].International Conference on Intelligent Robots and Systems.IEEE, 2006:5032-5039.
- [54] Kaess M, Ranganathan A, Dellaert F.iSAM: Incremental Smoothing and Mapping[J].Robotics IEEE Transactions on, 2008, 24(6):1365-1378.
- [55] Kaess M, Dellaert F.Covariance recovery from a square root information matrix for data association[J].Robotics & Autonomous Systems, 2009, 57(12):1198-1210.
- [56] Strasdat H, Montiel J M M, Davison A J.Real-time monocular SLAM: Why filter[C].IEEE International Conference on Robotics and Automation.IEEE, 2010:2657-2664.
- [57] 李永强,郭增长,刘会云等.地下空间移动激光测量系统研发[J].煤矿开采,2016(2): 83-86.
- [58] 陈晓强,钱七虎.我国城市地下空间综合管理的探讨[J].地下空间与工程学报, 2010(04): 666-671.
- [59] 钱七虎, 地下工程建设安全面临的挑战与对策.岩石力学与工程学报, 2012(10): 1945-1956
- [60] 吴立新,汪云甲,丁恩杰,等.三论数字矿山—借力物联网保障矿山安全与智能采矿[J].煤炭学报,2012,37(3):357—365.

- [61] 李君丽,焦学军,王艳艳.基于 VR 的三维矿山信息管理系统研究[J].矿山测量,2015(3):72—74.
- [62] 刘晓培,常德强,宫锐,等.金属矿山通风系统三维仿真优化[J].中国矿业工程,2015,44 (3):25—28.
- [63] 琚娟.基于特征的复杂地铁车站三维数字建模方法与应用[J].计算机工程与应用,2010,46(2): 195—196,220.
- [64] 过江,古德生,罗周全.金属矿山采空区 3D 激光探测新技术[J].矿冶工程,2006,25(5): 16—19.
- [65] 文仁强,罗年学,陈雪丰,等.测量机器人在船舶液舱容积测量中的应用[J].地理空间信息,2005,3 (3): 46—48.
- [66] 过江,罗周全,邓建,等.三维动态空区监测系统 CMS 在矿山的应用[J].地下空间与工程学报,2005,1 (7):994—996.
- [67] 刘希灵,李夕兵,刘科伟,等.地下空区激光三维探测应用研究[J].金属矿山,2008 (11): 63—65,86.
- [68] 程效军, 施贵刚, 王峰, 谢瑞.点云配准误差传播规律的研究[J].同济大学学报(自然科学版), 2009, 37(12):1668-1672.
- [69] Huber D,Vandapel N.Automatic 3D underground mine mapping[J] International Journal of R obotics Research, 2005, 25(1): 7—17.
- [70] Andreas Nuchter,Joachim Hertzberg.Towards Semantic maps for mobile robots [J]. Robotics and Autonomous Systems,2008(56): 915—926.
- [71] S.Thrun,S.Thayer,W.Whittaker,et al.Autonomous exploration and mapping of abandoned mines [J].IEEE Robotics and Automation Magazine,2004,11 (4): 79—91.
- [72] 吴立新,王植,孔祥勤.盲环境移动定位(II):基于单目视觉系统的定位技术[J].东北大学学报(自然科学版),2011,32 (5): 748—752.
- [73] 李德仁,郭晟,胡庆武,基于 3S 集成技术的 LD2000 系列移动道路测量系统及其应用.测绘学报, 2008(03): 272-276
- [74] Chi,H.,K.Zhan and B.Shi, Automatic guidance of underground mining vehicles using laser sensors.Tunnelling and Underground Space Technology, 2012.27(1): p.142-148.
- [75] Li Y, Hu Q, Wu M, et al.An Imaging Sensor-Aided Vision Navigation Approach that Uses a Geo-Referenced Image Database[J].Sensors, 2016, 16(2): 166.
- [76] Davison, A.J., et al., MonoSLAM: Real-Time Single Camera SLAM.Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2007.29(6): p.1052-1067.
- [77] HU Qingwu, L.Q., Research on a binocular-sequence-imagery-ided navigation technique, in Third International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition.2009.p.523
- [78] Lehtola V V, Virtanen J P, Vaaja M T, et al.Localization of a mobile laser scanner via dimensional reduction[J].ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 121: 48-59.
- [79] Bulten W, Van Rossum A C, Haselager W F G.Human SLAM, indoor localisation of devices and users[C].Internet-of-Things Design and Implementation (IoTDI), 2016 IEEE First International Conference on.IEEE, 2016: 211-222.
- [80] Eyre M, Wetherelt A, Coggan J.Evaluation of automated underground mapping solutions for

- mining and civil engineering applications[J].Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(4): 046011-046011.
- [81] 索一凡,刘利.我国车载移动测量装备市场发展初探[J].地理信息世界, 2016(6):42-45.
- [82] 原玉磊,蒋理兴,张珂殊.三维激光扫描仪的全站化实现方法[J].测绘科学技术学报,2009(3):232-234.
- [83] 彭剑秋,张云,邓孝应.车载全景影像在地下管线信息管理系统中的应用[C].中国城市规划协会地下管线专业委员会,2013.
- [84] 夏益民.基于传感器信息融合的移动机器人定位与地图创建研究[D].广东工业大学,2011