

分类号 P25
密 级 公开

单位代码 10618
学 号 2160100005



重庆交通大学

硕士学位论文

三维激光扫描的点云数据处理与建模研究

研 究 生 姓 名: 曾如铁

导师姓名及职称: 徐金鸿 副教授

申请学位类别 工学硕士 学位授予单位 重庆交通大学

一级学科名称 测绘科学与技术 论文提交日期 2019 年 4 月 15 日

二级学科名称 大地测量学与测量工程 论文答辩日期 2019 年 5 月 25 日

2019 年 6 月 10 日

Research on Point Cloud Data Processing and Modeling of 3D Laser Scanning

A Dissertation Submitted for the Degree of Master

Candidate: Zeng Rutie

Supervisor: Prof.Xu Jinhong

Chongqing Jiaotong University, Chongqing, China

摘 要

三维激光扫描是一项相对较新但已经在大数据、虚拟现实等领域产生革命性影响的测量技术,它能够智能化、非接触、高效率地采集目标实体表面的点云数据,其在各领域的不断推广丰富了人们获取数据信息的方式。为了进一步分析扫描对象表面的特征和形状,有必要将不规则分布且高密度的点数据转换成表面模型信息,以尽可能真实的还原物体的轮廓特征。

由点云数据构建模型信息有赖于数据处理技术的不断完善。本文以重庆交通大学明德楼建筑和雕塑点云数据为实验对象,在三维激光扫描系统原理的基础上对不同尺度的噪声去除、多视点云拼接和不同研究对象的建模方法进行了探索研究,主要的研究内容如下:

(1)对于不同尺度的雕塑噪声数据,采用 PCL 中的滤波模块,通过半径滤波与统计滤波完成大尺度噪声的去除,而小尺度噪声则采用双边滤波与优化权因子的双边滤波进行处理,经过实验效果分析优化权因子的双边滤波算法在取得理想的光顺效果的同时较好的存留了局部细节特征。

(2)运用开源点云库 PCL 实现多视点云配准。对于雕塑点云,将基于 FPFH 算子的 SAC-IA 初始位姿估计方法分别作用于 ICP 与 NDT 算法之上并与传统 ICP 算法进行比对,同时研究了平面标靶与 ICP 算法结合应用于建筑物配准的方法,均有效的完成了配准工作。

(3)对实地采集的建筑物和雕塑实体采用轮廓特征提取建模法与 NUBRS 曲面重建法分别进行模型重构,并对两种重构模型进行了精度与适用性分析,两种建模方法均取得了良好的效果。

关键词: 三维激光扫描, 点云数据配准, 三维重建, ICP 算法

ABSTRACT

3D laser scanning is a relatively new measurement technology that has revolutionized the fields of big data and virtual reality. It can intelligently, non-contact and efficiently collect point cloud data on the surface of target entities. The constant promotion of the field enriches the way people access data. In order to further analyze the features and shapes of the scanned object surface, it is necessary to convert the irregularly distributed and high-density point data into surface model information to restore the contour features of the object as realistically as possible.

Building model information from point cloud data relies on continuous improvement of data processing technology. In this paper, Chongqing Jiaotong University Matilda story building and the statue of point cloud data and data subjects bunny, multi-view clouds registration, theoretical approaches at different scales of noise removal and Modeling methods for different research objects were based on three-dimensional laser scanning system on the principle of Exploring research, the main research contents are as follows:

(1) For noise data of different scales, the filtering module in PCL is used to remove large-scale noise by radius filtering and statistical filtering, while the small-scale noise is processed by bilateral filtering and bilateral filtering of optimization weight factors. The bilateral filtering algorithm of the optimization weight factor preserves the local detail features while achieving the desired smoothing effect.

(2) Using the open source point cloud library PCL to achieve multi-view cloud registration, the SAC-IA initial pose estimation method based on curvature feature and FPFH operator is applied to the ICP and NDT algorithms respectively and compared with the traditional algorithm. The combination of the planar target and the ICP algorithm applied to the building registration method has effectively completed the registration work.

(3) The model and the sculpture entity collected in the field were reconstructed by the contour feature extraction modeling method and the NUBRS surface reconstruction method respectively. The accuracy and applicability of the two reconstruction models were analyzed. Both modeling methods were obtained good result.

KEY WORDS: 3D laser scanning ,point cloud data registration, 3D reconstruction, ICP algorithm

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	II
第一章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 点云数据配准研究现状	2
1.2.2 三维建模研究现状	3
1.3 本文研究内容	4
1.3.1 研究内容	4
1.3.2 技术路线图	5
第二章 三维激光扫描系统	6
2.1 三维激光扫描系统原理及特点	6
2.1.1 三维激光扫描系统原理	6
2.1.2 三维激光扫描的特点	7
2.2 三维激光扫描系统的分类	8
2.2.1 按照不同的搭载平台分类	8
2.2.2 按照扫描系统测距原理分类	9
2.3 三维激光扫描系统应用领域	9
2.3.1 工业三维 GIS 技术	9
2.3.2 古建筑文物保护	10
2.3.3 地形测量	10
2.3.4 滑坡监测	10
2.3.5 逆向工程	11
2.4 三维激光扫描建模的流程	12
2.5 本章小结	13

第三章 点云数据处理与分析	14
3.1 点云数据采集	14
3.1.1 实验仪器.....	14
3.1.2 建筑物点云采集.....	15
3.1.3 雕塑数据采集.....	18
3.2 拓扑关系的建立	20
3.2.1 包围盒法.....	20
3.2.2 八叉树.....	20
3.2.3 K-D 树	21
3.3 点云数据去噪	21
3.3.1 建筑物点云去噪.....	22
3.3.2 雕塑点云去噪.....	22
3.4 点云数据配准	26
3.4.1 PCL 点云库	27
3.4.2 点云配准的定义及数学模型.....	28
3.4.3 建筑物标靶配准.....	31
3.4.4 初始位姿估计.....	34
3.4.5 ICP 配准法及其改进措施	38
3.4.6 NDT 配准算法	40
3.4.7 雕塑与 Bunny 配准实验对比分析.....	41
3.5 本章小结	46
第四章 点云数据的三维重建	47
4.1 建模软件	47
4.1.1 Leica infinity.....	47
4.1.2 AutoCAD 2014.....	48
4.1.3 3dmax.....	48
4.1.4 Geomagic studio.....	48
4.2 建筑物三维模型重建	49
4.2.1 轮廓特征线的绘制.....	50
4.2.2 模型构建.....	51

4.2.3 精度分析.....	52
4.3 雕塑曲面重建	53
4.3.1 点处理阶段.....	53
4.3.2 多边形处理阶段.....	54
4.3.3 曲面重建阶段.....	56
4.3.4 模型偏差分析.....	58
4.4 两种建模方法的对比分析	59
4.5 本章小结	60
第五章 结论与展望	61
5.1 结论	61
5.2 展望与不足	61
致 谢.....	63
参考文献.....	64
攻读硕士学位期间取得的科研成果	67

第一章 绪论

1.1 研究背景与意义

自从 20 世纪 90 年代三维激光扫描技术兴起以来,它已经逐渐成为了国内外重点发展的尖端技术。随着人们认识世界、感知信息的能力日益增强,传统的数据获取方式已经逐渐无法满足人们获取信息的需要。三维激光扫描仪能够将不同类型的实体迅捷的转换为计算机可识别的数据,它的出现使人们获取数据的方式从单点转变为高密度的大面积数据,这些数据包含了丰富的坐标和纹理信息,便于进行后续的研究^[1]。

虚拟现实技术和计算机视觉的迅猛发展让人们能够更真实的感受到现实世界。点云三维建模作为其中主要的研究内容已在近年来逐步成为技术人员热衷的方向。旧式建模方法以设计图纸为基础并通过 3dmax、MAYA 等进行正向模型构建,虽然建模流程较为简单,但由于需要准确识别图纸信息其对研究人员要求较高,且需要再次到现场采集纹理数据且人工键入大量数据信息,若要获得完整可观的重建结果耗费时间较长。三维激光扫描作为测绘界中一种相对较新的技术其所造成的影响是革命性的,它所获得的海量数据点能够达到相当高的密集度,从而对被测物体或场景进行模型构建能够在三个维度上都有较好的精细度^[2]。作为高精度的主动遥感技术,三维激光扫描仪可以适应各种复杂环境的要求,能够将各种复杂结构以及场景、地形等数据进行采集后转移到计算机中,采集后的数据能够更有效率的用于三维建模^[3]。另外,迄今为止三维模型构建尚未形成一套系统的且适用于大部分研究对象的方法,因此在面对不同研究对象时如何巧妙的进行方法的选择进行模型的重建也关系到所构建模型的精细程度和质量。

目前,三维激光扫描技术已渗透到现实生活中的各个领域,如文物保护、滑坡监测、数字城市等。虽然它能在短时间内获取数以万计的点云数据,但由于目标对象自遮挡和视角限制等原因需要对研究对象或区域进行多次数据的采集并进行整合,因此采用更为有效的方法整合获取的多次数据是获得更高精度三维模型的基础,另外点云数据的滤波质量也会影响模型重建的精度,滤波与配准等预处理的结果将会对三维激光扫描应用于更广阔的领域起着不可替代的作用。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 点云数据配准研究现状

针对多站点云需要通过拼接来统一坐标系的问题，国内外学者进行了许多有价值的探索，点云配准算法大致可分为标靶配准、控制点配准及以 ICP 和 NDT 算法为主流算法的配准方法，探索所取得的成果如下：

点云配准最为经典的算法莫过于 Besl 和 Mc Kay^[4]在文献中首次提出的 ICP 配准算法。在 ICP 算法提出后，众多研究人员对此进行了进一步的深化，ICP 算法也由此出现了各种改良算法。

国外方面 Rusinkiewicz S^[5]于 2001 年对几种 ICP 的变体进行了分类和比较，重点关注每种变量对收敛速度的影响，提出了采用恒定时间变量来寻找点对的优化方法，只需几十毫秒即可对齐两个网格。Gregory C^[6]等研究了在范围图像中使用基于欧几里德不变特征的 ICP 算法，采用位置和特征距离加权线性组合来寻找对应点对的方法比基于距离形成的对应关系更为准确，但对于存在噪声的点云容易出现错误点对，且局部区域收敛问题较为明显。基于此 Nishino K^[7]等提出了利用共轭梯度搜索的方式简化最小二乘问题以实现更快收敛，并将激光反射强度作为点的附加属性以此搜索更好的点匹配，这种处理方式能够在一定程度上避免局部收敛问题。Senin^[8]等采用将迭代最近点与点集增强相结合的方法，点集的增强可提高 ICP 算法的性能，而拟合的增强可改善其鲁棒性。Liu^[9]等提出了基于 ICP 算法的 K-D 树优化三维点云配准，首先采用中心叠加法实现初始位姿的寻找，然后使用 K-D 树快速搜索最近的点对，有效提高 ICP 点云配准的速度。该方法克服了传统 ICP 算法使用欧氏距离确定最近点对的缺点，结果表明，配准的稳定性及速率都得到改善。Altuntas^[10]等在研究中引入了基于关键点的点云配准。该方法由激光扫描数据创建强度图像，然后通过尺度不变特征变换和仿射特征变换从强度图像提取的关键点执行成对自动配准。将结果与迭代最近点法进行比较，其具有高精度且鲁棒性较好。

而在国内的相关研究中戴静兰^[11]等于 2007 年根据曲率特征提取特征点且采用 K-d 树的方法寻找特征点的邻域，并将邻域特征作用于 ICP 配准法之上实现配准。周儒荣^[12]等根据数据点的邻域估算该点的法向量，根据法向量所代表的邻域特征搜索配准点对，随后利用变换中几何性质去除错误点对，最后使用 ICP 方法进行优化完成精细配准。上述基于法向量与曲率特征的配准算法存在受噪声影响较大的问题，其鲁棒性较低且计算复杂度较大。基于此刘斌^[13]等采用八叉树结构根据点

的邻域信息快速搜索需要的点，在加快搜索效率的同时还能求取待配准两点云的重叠区域，然后在求取的重叠区域上进行 ICP 配准，最后获得了理想的配准结果。李仁忠^[14]等利用 ISS 算法和快速点特征直方图提取点特征并进行描述，随后运用采样一致性算法调整待配准两点云的初始位姿，通过多组实验验证得出该算法配准精细、执行速度快。张梅^[15]等在不同角度获取的两片点云中寻找代表同一特征的特征对，利用特征对的关系来求解相关的变换参数，采用最佳变换参数实现初始位姿的估算，经实例认证该算法具有较强的实用价值。王佳婧^[16]等对以 FPFH、4PCS、ISS 为代表的自动配准算法进行了效率和适应性的比较，采用多组实验分析了几种算法对于 ICP 精配准的算法适用性。

另外用概率密度函数来近似表示点云分布的 NDT 算法也在近些年崭露头角。该算法的最初形式是由 BIBER P^[17]于 2002 年率先提出，当时的文献主要是对 2D 数据进行配准研究，目前 NDT 算法已逐渐扩展到 3D 领域。文献^[18]将 NDT 算法进行了延伸，描述了 3D-NDT 扫描匹配的方法，并利用 NDT 的双分辨率进行大规模场景地图构建的实验。文献^[19]将其应用于地下采矿领域，在进行建模的流程中采用 3D-NDT 配准方法。文献^[20]针对 Hessian 矩阵求解需要求取目标函数二阶导数从而导致计算繁琐的问题，运用拟牛顿法代替牛顿法来解算最优参数，在保持精度与原算法基本一致的情况下，效率大约是其三倍之多。

以上对于 ICP 算法与 NDT 算法的研究虽然取得了一定的成果，但算法的精确性及效率仍需提高。本文将基于曲率与 FPFH 特征的 SAC-IA 的初始配准方法分别作用于 ICP 与 NDT 算法，通过实验的结果与传统算法进行对比分析。

1.2.2 三维建模研究现状

国外的三维激光扫描技术起步较早，在建模方面的研究也更加多元化。2000 年，华盛顿大学等对以米开朗琪罗雕塑为代表的大型雕塑实现了数字化，为数字化文化遗产、大规模模型的重建开辟了新的通道。在此之后，Allen^[21]等将三维激光扫描仪安装在移动机器人上对法国某教堂进行三维扫描，根据建筑物内部和外部的扫描成果创建一个高度精确的三维模型，用于检查建筑物中的弱点并提出补救措施。2011 年，在福岛发生地震后，日本的有关部门利用三维激光扫描仪对福岛核电站周围的危险区域进行扫描，通过获取的区域扫描数据重建的地形对灾后重建有积极的意义。

国内关于三维建模的研究虽然时间不长，但也取得了一些建设性的成果。吴静等^[22]对山东科技学院某大楼进行扫描获得建筑外表面信息，随后将数据导入 CAD 中进行信息的提取，最后运用提取的细部信息完成模型的重建。文献^[23]对大同云岗石

窟的外部立面进行扫描,运用多种设备进行影像的采集,最后将影像映射到点云重建的模型上,实现了文物景观的三维重建,为文物遗产的保护和信息存档提供了一种新的思路。万怡平^[24]等提出将获取的建筑点云数据分层,然后投影到各层平面快速提取建筑物的边界点,最后基于这些边界点可完成模型构建。文献^[25]将这种方法进行了优化并应用于复杂结构的表面重建,实现了三角网格的特征分层,结果表明文中新提出的方法在效率和精度上都较为优越,有一定的应用价值。Thanh 等^[26]对中国地质大学化石林的两棵硅化木化石进行了建模研究,对原始数据进行拼接去噪后得到完整的目标表面信息,然后通过三角化构建多边形的方式完成模型的重构,最后对重构模型进行贴图以还原其真实形态。

上述建模方法针对各自的研究对象均取得了较好的重建效果,但缺少对于不同方法的适用性和精度的比较。本文采用提取轮廓特征线法和 NUBRS 曲面建模法对校园建筑与复杂雕塑分别进行建模,并比较了两种方法的适用性和精度。

1.3 本文研究内容

1.3.1 研究内容

由于三维激光扫描技术与传统数据采集方式相比有着不可比拟的优势,其在各种领域的应用正在一步步展开。但是如何将采集到的点云数据更好更有效率的利用,如何提高点云数据后续处理的质量,是研究者们急需探索解决的问题,它已经直接关系到点云数据三维建模的精度。针对此问题,本文的研究内容如下:

①第一章绪论部分着重阐述了点云数据配准及模型重建的相关研究背景及价值,对其国内外研究现状进行了总结。

②第二章基于三维激光扫描技术的工作原理,从其系统集成、不同搭载平台和测距原理、拥有的特点和在各领域的应用等方面进行了介绍。

③第三章采用 VS2010 搭载 PCL 点云库的方式实现了基于 SAC-IA 的初始位姿估计,对建筑物采用标靶配准与 ICP 配准结合的方式,对雕塑与 bunny 数据则 will 用 SAC-IA 初始位姿估计方法同时作用于 ICP 与 NDT 算法,并将改进后的配准效果与原始算法进行了对比。在点云去噪方面,对于建筑物点云利用 cloudcompare 软件进行去噪处理,而对于雕塑点云数据则采用半径滤波与统计滤波去除大尺度噪声,运用双边滤波与优化权因子的双边滤波算法实现小尺度去噪,并基于部分雕塑点云进行实验对比分析。

④第四章对经过前期预处理的两种实体采用轮廓特征线提取与 NUBRS 曲面建模两种不同的建模方式完成三维模型重构,分析并比较了两种建模方法各自的优

劣性和适用范围。

⑤对本文完成的工作进行了总结，并提出了存在的不足与今后进一步的研究方向。

1.3.2 技术路线图

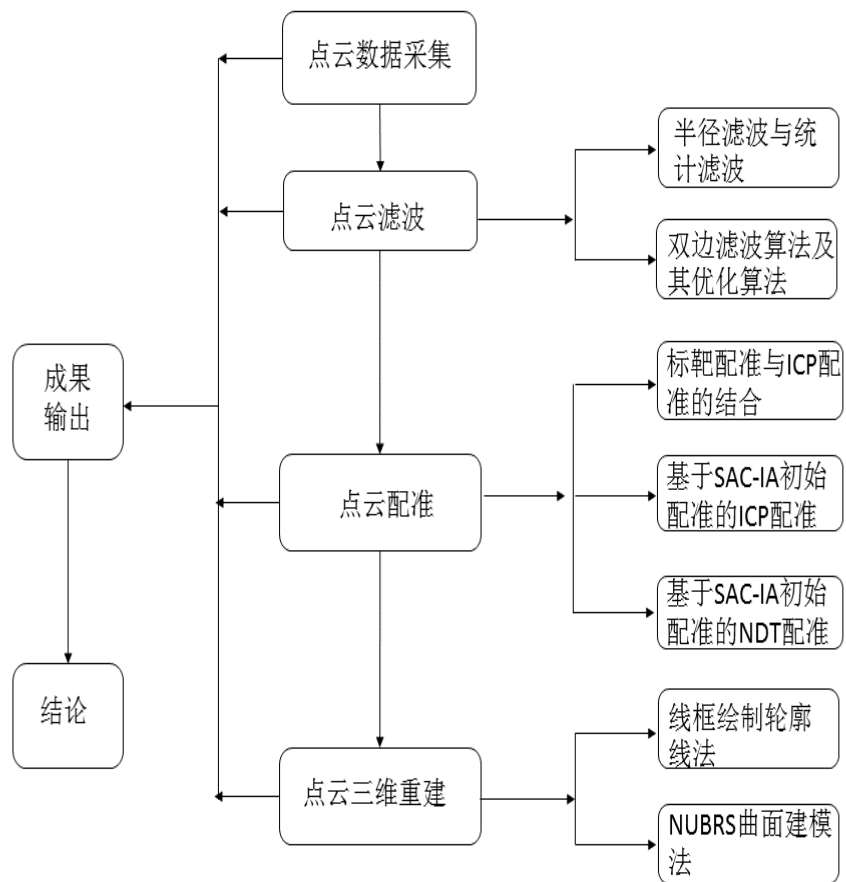


图 1-1 技术路线图

第二章 三维激光扫描系统

2.1 三维激光扫描系统原理及特点

2.1.1 三维激光扫描系统原理

三维激光扫描系统由扫描设备、计算机、室外连接电源和相应的后续处理软件构成。按照工作时的具体过程系统可分为三个部分：首先通过扫描仪中的距离测量系统向目标实体发送激光束，测距系统通过反射回的激光测得扫描设备与目标实体的距离；然后通过角度测量系统获取扫描仪与所测目标的角度信息，包括水平角度与竖直角，扫描仪内的驱动设备与转向镜控制激光束在扫描范围内旋转，实现对目标实体各个位置的扫描；最后，基于以上获得的信息，可计算出目标所有点的三维空间坐标信息^[27]。

在三维激光扫描仪进行扫描工作时，仪器会自动设置一个属于其本身的独立局部坐标系。在坐标系中，测量距离时所用的激光束是围绕两个互相垂直的轴旋转的，将这两垂直轴的交点定为坐标系的原点。Y轴与Z轴分别处于水平面与铅垂面且通过坐标系的原点，而X轴方向则需要根据右手法则来确定，它同时垂直于Y轴与Z轴，如图2-1所示。

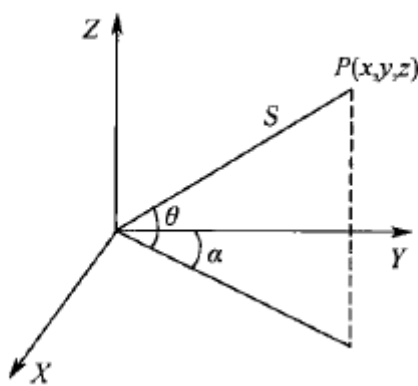


图 2-1 三维激光扫描定位原理

三维激光扫描仪在获取数据的过程中，不能直接采集到目标实体的三维坐标，而需要通过实测的距离和角度数据来计算。仪器实测的数据包括扫描中心到目标实体反射面的距离 D 、垂直角度 θ 与水平角度 φ ，所测点的三维坐标可由式 2.1 求得：

$$\begin{aligned}x &= D \cos \theta \cos \varphi \\y &= D \cos \theta \sin \varphi \\z &= D \sin \varphi\end{aligned}\tag{2.1}$$

目前大多数三维激光扫描仪都自带高分辨率的相机,在扫描工作完成后,不仅可以采集到目标实体的空间坐标信息,还能通过扫描仪的自动拍照功能获取物体的反射强度信息与色彩信息。这使得扫描后的每个点都带有各自的 RGB 数字信息,方便对点云进行进一步的处理。

2.1.2 三维激光扫描的特点

三维激光扫描技术的出现为高效率、高精度、智能化的获取目标实体的空间坐标数据提供了一种更为有效的方法^[28]。与传统的获取坐标途径不同,它通过对所测对象连续不断的扫描来获取面式数据(点云图),这其中包括坐标信息、强度信息和 RGB 信息。随后将扫描对象的信息进行后续处理,以满足各种领域应用的需求。其所拥有的主要特点如下:

① 获取信息速率快。目前市面上性能良好的扫描仪扫描速度可达到几百万点/秒,极大的提高了获取目标物体空间立体信息的效率,这是传统测绘技术远远不能达到的。

② 具有主动性和实时性。主动将激光束投射到目标对象并通过反射回的信号捕获目标对象的数据信息是三维激光扫描系统的一大亮点,正因为如此,其不受室外各种环境因素如大气压力、光照条件等影响,可以全天不限时间进行扫描工作,实时的获取动态观测信息。

③ 免接触目标。三维激光扫描系统能够直接对目标进行扫描,无需对扫描物体的立体表面进行其他多余的操作,这在避免了损坏扫描目标的同时为某些人力难以企及的位置数据信息的获取提供了一种新颖的方式。

④ 高精度、高分辨率。三维激光扫描系统可以快速、精确的获取扫描对象的表面信息,根据不同的精度要求,可以选择各种高分辨率来对目标进行扫描,激光扫描精度可达到毫米级。

⑤ 数字化采集、便于传输。三维激光扫描获取的对象空间立面信息以数字化的形式进行存储与传输。采集的数据不仅能在特定扫描仪的配套软件中进行处理,还能非常方便的输出为各种不同的数据格式,从而传输到其他后处理软件中进行处理^[29]。

2.2 三维激光扫描系统的分类

激光雷达是一种新型的光学遥感技术，根据物体反射回的信号可获取其空间数据信息。激光雷达即激光扫描仪的基本原理是通过扫描装置发射激光光束到目标表面，反射回的激光束带有目标对象的特征，同时存储了距离与角度信息。根据扫描仪的特性与用途可以将其划分为多种类型，现将三维激光扫描仪的主要类型介绍如下：

2.2.1 按照不同的搭载平台分类

根据三维激光扫描的操作平台，可分为以下两类：

①机载激光扫描系统

机载激光扫描仪主要是安装在诸如固定翼飞机等平台上的三维激光扫描系统，通过测定成像点到地面所需位置的距离来确定采样点的三维空间坐标。为了实时确定激光扫描仪的姿态和位置，通常用惯性测量单元来精确的描述扫描仪的姿态，用 DGPS 差分定位技术来确定扫描仪所在的位置。机载激光扫描系统如图 2-2 所示。



图 2-2 机载三维激光扫描系统



图 2-3 车载三维激光扫描系统

②地面激光扫描系统

地面激光扫描系统主要分为移动式与固定式两种类型。移动式扫描系统的主要代表是车载激光扫描系统，它基于车载平台并将 GPS、三维激光扫描仪与彩色相机等多种功能集合为一体，随着车载平台的移动可连续快速的获取目标空间信息并用于三维重建^[30]。车载式激光扫描仪同样利用惯性测量单元与差分定位技术来确定扫描仪的姿态和精确位置，其昂贵的价格限制了这类仪器的大规模推广。车载激光扫描系统如图 2-3 所示。

固定式扫描系统由于其拥有精度较高且价钱较为低廉等优势，已经广泛应用

于各高校和诸多研究领域。该仪器通常安置在一个测站或由于目标视角和复杂性等原因安置在多个测站以完成对目标实体的空间数据信息的采集工作。它所采集的海量点云数据很好的弥补了全站仪单点数据获取的缺陷，同时测量的数据可直接用于点云数据的建模，扫描仪自带相机还可十分方便的将纹理信息一并采集。

2.2.2 按照扫描系统测距原理分类

①脉冲法测距原理。脉冲法的原理是记录激光束在仪器与目标物体之间从发射到反射回扫描仪的时间。该方法覆盖范围较广，最小扫描距离为几十米，而最大距离可到几百米，但其精度一般只能达到厘米级。目前该类扫描仪在室内及室外环境均能使用，主要应用于土木工程、滑坡监测、古建筑数字化存档、地形测量、建筑三维建模等领域。

②相位法测距原理。相位法是电磁波测距技术中一种常用的方法，它所测量的是经过调制后的测距信号往返仪器与被测目标之间所产生的相位差。这类扫描仪的扫描范围通常在百米之内，并且具有相对高的测量精度，最高可达毫米级。目前其主要用于室内领域：可进行交通事故现场的模拟重建、隧道扫描等。

③三角法原理。三角法通常采用三角形的边角关系来推算距离信息，此种扫描仪测程较短且精细程度高，为了满足扫描信息获取完整性的要求，通常测程只有几米到几十米。在精度方面，它能达到亚毫米级。

2.3 三维激光扫描系统应用领域

三维激光扫描技术的兴起与相关的软硬件开发的不断进行给测绘行业注入了新的活力，同样给现实生活中众多领域带来了便利，其设备的应用范围正在逐步的扩大，为工业三维 GIS 技术、古建筑文物保护修缮与数字存档、大面积地形图与土方测量、滑坡监测、逆向工程等应用开辟了新的道路。

2.3.1 工业三维 GIS 技术

大跨度的工厂建筑里设备管线繁多，运用二维图形无法直观的对其进行表达。通过三维扫描技术构建三维 GIS 平台，可快速了解设备管线的位置关系和工厂的整体情况，并且利用 GIS 数据库的相关功能查询设备的属性信息，从而更好的进行工作分配，实现对工厂的智能化管理^[31]。

2.3.2 古建筑文物保护

五千年的中华历史也是一部璀璨的文明史，历史长河中留下的文物遗产数不胜数，然而时间的推移、自然环境的影响以及人为破坏已经让许多文物变得残缺不堪。早在清朝时期雷氏家族所发明的样式雷烫样就让人们认识到了文物保护的重要性，目前国内对文物的保护工作正有条不紊的进行中^[32]。但文物毕竟是不可再生的，三维扫描技术能在不接触文物表面的情况下实施量测，获取的高精度数据可生成完整的三维文物模型并用于文物修缮与数字存档。下图为古建筑模型重建的实例。

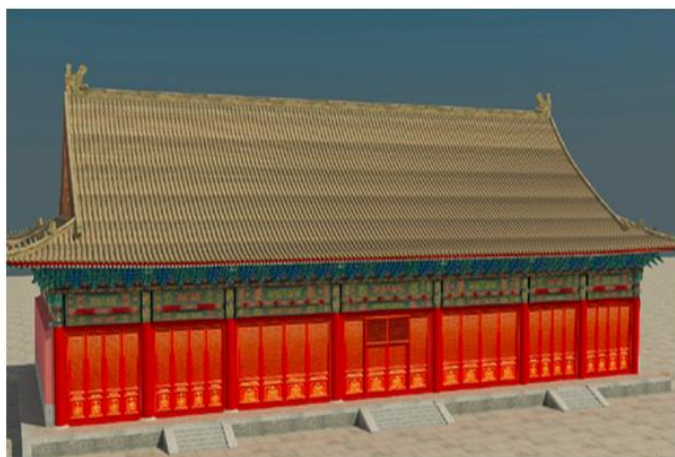


图 2-4 十三陵古建筑模型重建

2.3.3 地形测量

传统的地形测量采用 GPS 与全站仪采集地形信息，近年来三维激光扫描在该领域的推广克服了传统技术作业强度大、流程繁琐的缺点，智能化的特点贯穿整个作业流程。另外获取危险区域的地形信息采用旧式方法是很难进行的，三维扫描技术能不受测量对象周围复杂环境的影响且高效率、高精度的进行地形测量工作。

2.3.4 滑坡监测

由于能深入复杂危险环境进行扫描作业，三维激光扫描技术在滑坡监测中的应用正逐步展开。三维激光扫描可按相同的间隔日期对滑坡体进行多次测量，将首次扫描的数据作为基准与之后几期的数据进行比较分析，对滑坡体的变形作出预测^[33]。此外，扫描仪超大的视场角配合自带的高清晰度相机在保证对变形区域实行全景扫描的同时有效的观察到部分区域的细节变化。下图为滑坡监测示意图。



图 2-5 三维激光扫描滑坡监测示意图

2.3.5 逆向工程

逆向工程主要存在于工业制造领域，是运用一定的数字化测量手段采集实体数据并实现三维重构，对重构的实体模型进行改良优化从而生成满足生产需求的新产品的过程。三维扫描技术能精确的获取实体数据并构建三维模型，产品研发人员可直接在模型上进行设计工作，省去了正向工程中从无到有的开发过程，从而提升了生产效率。下图 2-6 为逆向工程扫描与建模过程。



图 2-6 逆向工程扫描与建模过程

2.4 三维激光扫描建模的流程

三维模型的重建为三维扫描技术应用于其他领域开辟了道路，外业采集的离散点数据尚需经过相关的点云处理工作，然后才能进行模型的重建与修补并生成高质量的三维模型。模型重建的流程图如下：

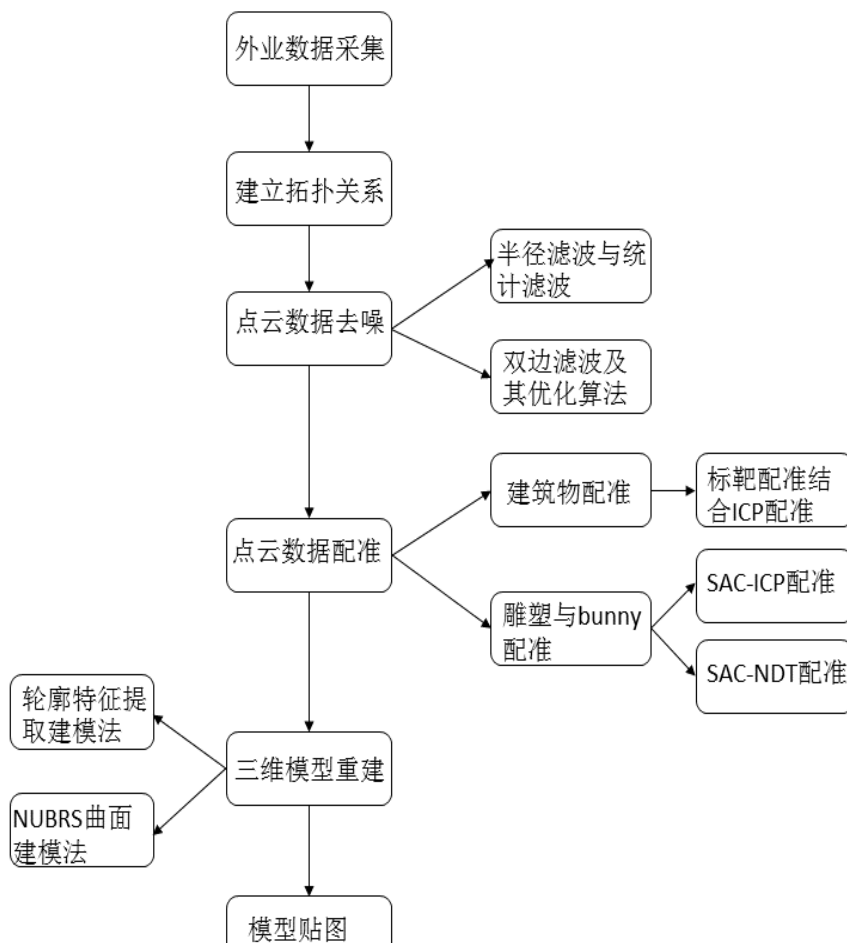


图 2-7 三维模型重建流程图

(1) 点云预处理：预处理主要包括点云拓扑关系的建立、对点云数据进行除噪过滤、多视点云拼接和采样、分割等操作。多视点云的拼接实质是运用更为科学的方法求解转换参数，并利用求解的转换参数寻找最优匹配点对从而实现点云位姿的对齐。除噪过滤则是去除对主体点云造成干扰的无效点，以提高点云中有效点的利用率。此外采样和分割等操作也是模型重建能否高质量完成的必要因素。

(2) 点云模型重建：模型重建方法要依据不同扫描对象选取合适的方法，如对于复杂实体的建模需要在对其三角网格化的基础上拟合 NUBRS 曲面。另外，重建的模型有时可能会由于数据缺失而出现孔洞，这时应对模型进行一定的处理以

保证其完善性。

(3) 纹理贴图。目前三维激光扫描仪大多自带拍照功能, 可根据采集的纹理信息对模型进行实景还原, 能最大限度的满足用户的视觉要求。

2.5 本章小结

本章对三维激光扫描的相关原理进行了阐述, 对三维激光扫描系统分别基于搭载平台和测距原理进行了分类。此外, 本章还对三维激光扫描相比于 GPS 与摄影测量的优势和在众多领域中的应用进行了分析, 最后简要介绍了三维模型重建的流程。

第三章 点云数据处理与分析

3.1 点云数据采集

3.1.1 实验仪器

伴随着三维激光扫描技术在众多领域应用的不断探索，仪器与软件的开发工作也正稳步前进。海内外的扫描仪研发生产公司迄今已达到了数十家，涵盖了短距离、中距离与长距离等多种类型。中短距离扫描技术日趋成熟，而目前长距离的扫描技术虽然研发相对缓慢，但由于其作业距离长、覆盖面积大，应用的前景也日渐看好。

本次实验所用的仪器为徕卡 MS60 扫描仪，它是一台集扫描与全站仪功能于一体的智能化仪器，能够快速获取高精度的扫描和坐标信息并导入其配套的后处理软件进行处理，扫描仪如图 3-1 所示。MS60 能有效应对扫描对象周围环境的天气状况，即使目标对象由于阴天天气而处于阴影中，它也能自动识别并迅速做出调整。目前，徕卡 MS60 已广泛应用于路面监测、滑坡检测与电力行业等诸多领域，其主要的技术参数如下图 3-2：



图 3-1 徕卡 MS60 扫描仪

角度测量		
精度 ¹ (Hz 和 V)	绝对编码, 连续, 四重轴系补偿	0.5° (0.15mgon) /1" (0.3 mgon)
距离测量		
范围 ²	棱镜 (GPR1, GPH1P) ³ 无棱镜 / 任何表面 ⁴	1.5m至 > 10000m 1.5m至2000m
精度 / 测量时间	单次 (棱镜) ^{2,5} 单次 (任何表面) ^{2,4,5,6}	1mm + 1.5ppm / 典型1.5秒 2mm + 2ppm / 典型1.5秒
光斑大小	50m处	8mm×20mm
测量技术	波形数字化(WFD)	同轴, 红色可见光
扫描		
***大距离 ⁷ / 距离噪声 (1 sigma) ⁴	1000Hz模式 250Hz模式 62Hz模式 1Hz模式	300m / 1.0mm, 距离50m 400m / 0.8mm, 距离50m 500m / 0.6mm, 距离50m 1000m / 0.6mm, 距离50m
点云可视化	机载3D点云查看功能, 真彩色点云	
图像		
广角相机和望远镜相机	传感器 视场 (广角相机 / 望远镜相机.) 帧频率	500万像素CMOS传感器 19.4°/1.5° 高达20帧每秒
马达		
直驱, 压电陶瓷技术	转速 / 换面时间	***大180°(200 gon)每秒 / 典型2.9秒
自动照准 (ATR)		
范围 ATR模式 ² / 跟踪模式 ²	圆棱镜 (GPR1, GPH1P) 360° 棱镜 (GRZ4, GRZ122)	1500m / 1000m 1000m / 1000m
精度 ^{1,2} / 测量时间	ATRplus 测角精度(Hz, V)	0.5° (0.15mgon) /1" (0.3 mgon)/ 典型 2.5 秒
超级搜索		
范围 / 搜索时间 ⁸	360°棱镜 (GRZ4, GRZ122)	300m / 典型5秒

图 3-2 徕卡 MS60 技术参数

3.1.2 建筑物点云采集

经过对多处建筑物的实地考察后，本次实验选取了重庆交通大学南岸校区明德楼作为扫描对象。明德楼建筑整体棱角分明较为规则，与本次实验采集的另一数据茅以升雕像能形成很好的对照，且对其模型重构进行深入研究能有助于校园三维可视化的进一步开展。由于明德楼面积较大，本次扫描工作只采集了部分建筑点云作为研究对象。明德楼的卫星影像图如图 3-3 所示。



图 3-3 重庆交通大学明德楼卫星影像图

在数据采集之前需要制定采集的方案计划，充分考虑到采集中的困难因素以便采取合理的应对措施，尽量减少不必要的返工。对大多数的三维激光扫描来说，扫描方案都大同小异，本次数据采集的方案流程图如下：

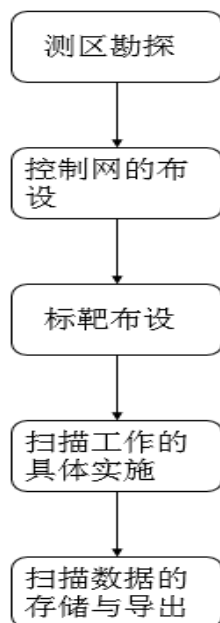


图 3-4 数据采集流程

①测区踏勘

在进行数据的扫描工作之前，需要先到扫描区域及周边环境进行实地的调查，初步选择好扫描的各个测站点，对扫描现场的行人和车流量有一个大致的估计，并绘制出草图。

②控制网的布设

单视角的扫描难以覆盖整个建筑物，而在执行多视角的扫描工作时，不同测站的点云数据信息无法建立有效联系，因此需要在扫描测量之前设置控制网，以完成各测站坐标系的整合统一。首先根据建筑物的形状和周围的遮挡情况选择合适的测站点，测站点间距离大致相同，每个测站点应至少与其他两个点通视以便于后续的定向和配准工作。另外测站点离扫描对象的距离不要太近，防止扫描数据形状出现变形的情况。如本次扫描中，开始将测站点选在离扫描对象 7 米远处，原本是平面的建筑立面由于扫描距离过近而变成了曲面，这些在具体的扫描过程中都需要进行考量。考虑到明德楼建筑各立面由于树木的遮挡和其自身结果所造成的视角限制，本次实验共布设 8 个测站点，布设的控制网图如下：

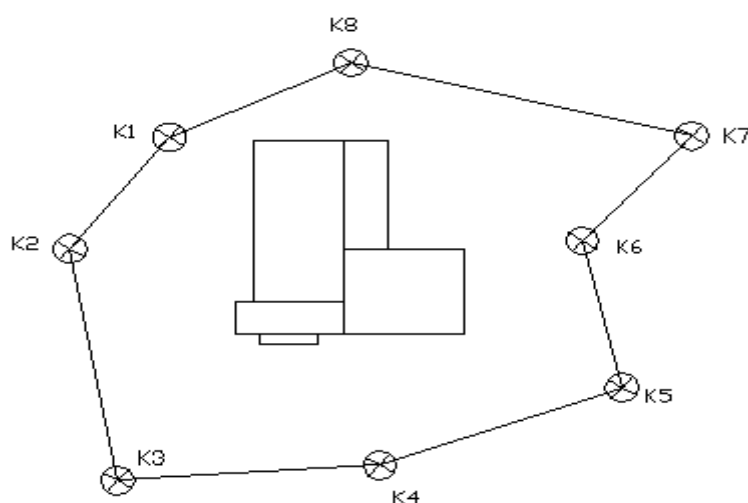


图 3-5 建筑物扫描控制网

③标靶布置

本次扫描中由于扫描仪未配备球形标靶，因而采用了自制的平面标靶来代替。在布置标靶时，应注意两不同测站间至少应布置三个平面标靶，且三个平面标靶不能位于一条直线上，另外标靶之间应错落有致，在保持一定高差的基础上交错布置，某站标靶的布置图如下。



图 3-6 平面标靶的布设

④扫描前的准备工作

本次扫描采用学校实验室提供的 MS60 全站扫描仪、两个棱镜以及若干脚架等仪器，扫描仪共有两块电池，在扫描前需要将电池充好电以备不时之需，另外还需

准备卷尺、粉笔、平面标靶等物品。

⑤扫描工作的具体实施

根据扫描目标周围的遮挡和目标的表面结构选择控制网中的一个测站点架设仪器，对中整平，并完成测站定向工作。本次扫描采用的是独立坐标系。在定向后即可开始扫描。首先通过扫描仪的区域选择功能来挑选本站扫描的内容，此处有多边形和矩形两种模式，一般选择矩形模式即可。接下来需要设置扫描参数，对于本次扫描的建筑物选择水平和竖直采样点距离均为 2mm，扫描模式有四种（即 1000 点/秒，250 点/秒，125 点/秒，1 点/秒），综合考虑扫描精度和后续数据处理的因素影响，本次扫描采用 250 点/秒。另外还需设置平均扫描距离，最小和最大扫描距离，这些距离需要通过各个测站到扫描建筑物的实际距离来分别确定。每站扫描之前可先利用仪器的测距功能测量该站扫描的最大距离与最小距离。

在每站数据采集完成后，可以在仪器的 3D 视图中查看本站扫描的数据情况，如发现扫描数据出现偏差和较大缺失，应尽快分析造成问题的原因并及时重测。本次实验采集的点云数据如下：



图 3-7 明德楼点云数据

3.1.3 雕塑数据采集

本次扫描选择重庆交大土木工程大楼前的茅以升雕塑，这座雕塑目前已成为代表学校的标志性物体，雕塑实体及周边环境见图 3-9。与建筑物相比雕像面积较小，扫描的流程与建筑物扫描大致相同，以下简要介绍雕像扫描方案：

①控制网布设

雕塑实体处于草坪与有坡度的阶梯之间，根据周边环境的情况本次实验设置 4 个测站点，设置测站点时需注意站点之间的距离及通视情况，同时避免测站与目标距离过近。控制网的布设如下图 3-8：

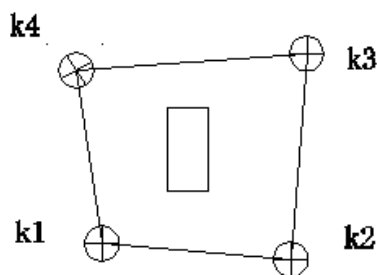


图 3-8 雕塑扫描控制网

②扫描工作的具体实施

在 K1 点对中整平并完成定向，通过仪器的矩形模式选择扫描区域。在雕塑的扫描参数设置中，扫描模式仍选择 250 点/秒，扫描的水平间隔和垂直间隔都设置为 1mm，以保证达到曲面重构精度的要求。随后依次完成各测站点的扫描，在扫描工作后要及时检查扫描的成果，并用仪器自带相机进行纹理数据的采集，扫描采集的点云数据如图 3-10。



图 3-9 雕塑实体及周边环境

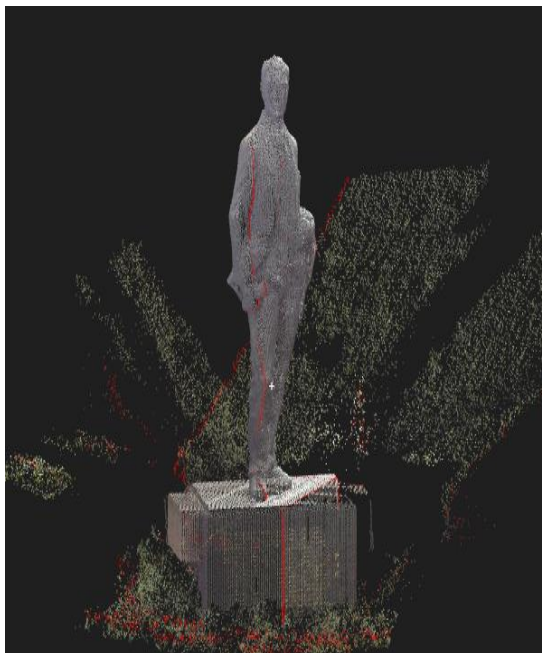


图 3-10 雕塑点云数据

目前三维激光扫描数据没有统一的标准格式，徕卡 MS60 扫描仪的数据格式为 XML。因此，在完成扫描并确认数据无误后，需要将数据导出到 SD 卡上，并利用 Infinity 软件完成格式的转换，通常转换为 PTX 格式或 txt 格式就能被大多数数据处理软件所识别，转换格式后的数据能够更为便捷的进行模型重建工作。

3.2 拓扑关系的建立

通常情况下实地采集的三维点云数据之间是缺乏位置关系的，对这种杂乱无章的数据结构进行处理比较困难，因此需要建立点云数据的拓扑关系以保证对点云的合理充分应用。在执行多视点云配准之前需要根据点的结构分布并按一定数量选取数据点的邻近点，由若干邻近点组成邻近区域（称为 K 邻域），之后的法线和其他局部特征的计算都是在对应的邻域上进行的^[33]。关于邻域大小的确定目前出现了多种方法，如 K-D 树、八叉树、包围盒法等。

3.2.1 包围盒法

包围盒法的主要思路是：首先确定获取点云数据大小，根据坐标信息判断空间三个维度的最大与最小坐标，将各方向最大与最小坐标的差值作为长方体的长宽高并构建包围盒，然后根据各区域的点云密度将包围盒划分为小立方体，利用每个点的索引信息与其所在的小立方体建立关系，并搜寻邻近立方体中的点获得 K 个最近邻点进而确定出 K 邻域。采用包围盒法需注意小立方体边长的选取，若边长选择不合适会造成邻近点搜寻错误。

3.2.2 八叉树

八叉树是对点云所在的三维空间进行层级划分的结构，在点云数据分布较为规则时有较好的效果。八叉树的理念是基于点云数据所在空间的大小创建立方体，按照递归分割的原则将立方体沿着与三个坐标轴平行的方向剖分为八个小立方体，这些小立方体有着相同的尺寸与属性信息，递归分割后形成了以原始立方体为根节点的树状数据结构。在每一次剖分过程中，如果树状结构的某个子节点与同根的七个子节点属性不同，则需对此节点继续剖分并将其中的信息分配给子节点。最终根据用户设定的子立方体最小边长结束递归分割过程。

3.2.3 K-D 树

K-D 树是将数据所在的 K 维空间进行划分以便于更快的查询用户所需要的信息的数据结构。在三维 K-D 树划分形成的树状结构图中,父节点与子节点都代表超平面,起着划分数据所在空间的作用。该方法首先根据对数据所在的 K 个维度进行方差计算,将方差大的维度作为数据分割的超平面方向,然后将此坐标方向的数值进行排序并以中间数值作为分割时的标准,大于中间数值的进入右子空间,小于中间数值的进入左子空间。经过多次递归操作,直到划分的子空间仅包含一个数据点,此时 K-D 树的构建完成^[35]。K-D 树的划分如图 3-11 所示,图中红色平面将整个空间分为两部分,这两部分分别被绿色的水平面划分为四部分,最后蓝色平面将整个空间划分为八个子空间,这八个子空间即为叶子节点。

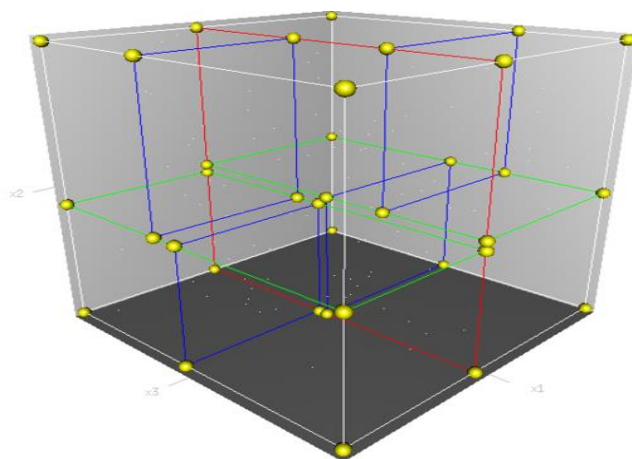


图 3-11 K-D 树划分过程

包围盒法受限于立方体参数的选择会出现划分的子空间内没有数据点的情况,而对于不规则的海量三维点云数据来说,八叉树分割后的子立方体包含的数据容易产生不均匀而产生不利的影响,另外过大的数据量也会大大增加八叉树运行的时间。因此,根据对本次实验采集数据的分布结构进行分析,拟采用 K-D 树来构建拓扑关系并进行邻近点的搜索。

3.3 点云数据去噪

在获取三维表面重建的原始点云时,由于目标实体的表面材质、光照条件、偶然因素(车、人、树木等)等多种因素的影响,产生了对源点云三维重建不利的无关点。这些无关点中的部分点游离于整体源点云之外,而剩余的点则随机分布于点云数据之中。噪声点的存在会给点云数据的三维重建带来困扰,在影响之后的感兴

趣区域的特征提取精度的同时也会降低散乱点云三维重构的质量，模型偏差精度难以满足实际需求^[47]。基于噪声点所带来的这些影响，对点云数据采取适当方法进行光顺去噪是势在必行的。

3.3.1 建筑物点云去噪

考虑到本次实验中建筑物点云数据较大，因此将建筑物点云数据导入 cloudcompare 软件中进行噪声的去除。在 cloudcompare 中首先将点云分为树木和建筑两类，利用 segment 功能粗略的去除噪声，随后利用 Statistical Outlier Removal、Noise Filter、Gaussian Filter 等功能进行精细的去噪与滤波工作。以下为建筑物某站点云去噪前后的对比，图 3-12 为去噪前的点云，图 3-13 为去噪后的点云。



图 3-12 建筑物某站点云去噪前



图 3-13 建筑物某站点云去噪后

3.3.2 雕塑点云去噪

对于游离在整体点云数据之外的部分点，本文在进行雕塑点云去噪实验时将其归为大尺度噪声，通过设置半径和距离阈值的方式来去除。而对于夹杂于有效点云数据之内的其他点云，可将其归类为小尺度噪声，通过双边滤波来加以光顺，并与优化权因子的改进双边滤波光顺效果进行比较。

① 统计滤波

对于游离于整体点云数据的大尺度噪声，若采用中值滤波等常用方法进行去除可能会使得点云的有效数据点过度平滑，而采用统计滤波和半径滤波组合的方式将这类噪声去除更为合理。统计滤波是将点云数据视为高斯分布，对点云中的每个点，计算它到其邻域中所有近邻点的距离并取平均距离。高斯分布由均值与方差两个参数来决定，通过点云中所有点的平均距离 u 与标准差 σ 设置一个阈值 $u + \sigma \cdot std$

(std 为标准差倍数阈值), 对于平均距离大于阈值的点则视为不满足要求的无效点, 需要将其过滤出点云外。PCL 中统计滤波以选择的邻域点个数 K 与标准差阈值 λ 为参数进行大尺度噪声的去除, 本次实验选取两站点云数据进行去噪, 经过多次实验选取三种参数实现统计滤波并进行比较, 原始点云如图 3-14, 三种参数的去噪结果如图 3-15 所示。

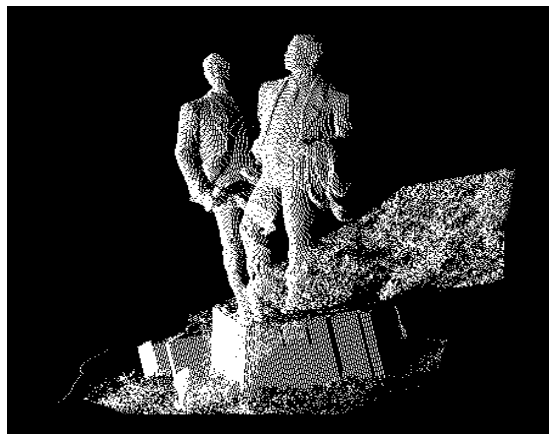


图 3-14 雕塑原始点云

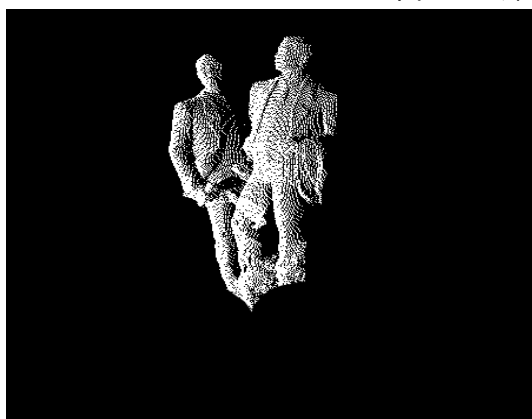
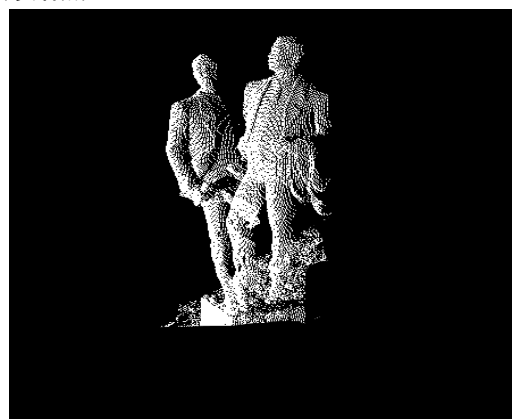
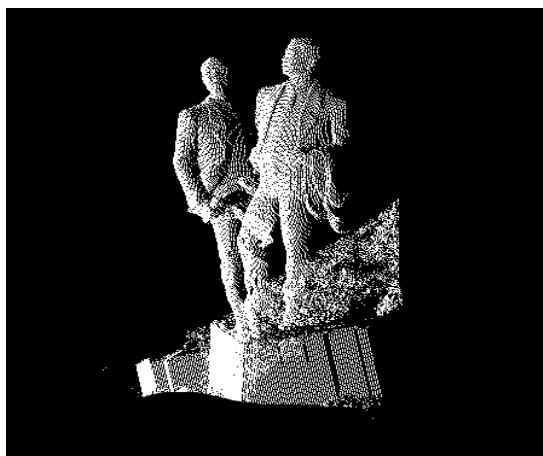
(a) $K=30, \lambda=0.3$ 实验结果(b) $K=30, \lambda=1$ 实验结果(c) $K=30, \lambda=2$ 实验结果

图 3-15 统计滤波不同参数实验结果

对比上述三幅实验结果图可知, $\lambda=2$ 时残余噪声较多, 而 $\lambda=0.3$ 时部分主体

点云也被去除, 因此选择 $\lambda = 1$ 较为合适, 在去除噪声的同时保证了主体点云的完整性。

② 半径滤波

半径滤波是指在三维点云数据中, 用户根据整体点云的分布情况设定一个近邻点数 N , 所有的数据点在其半径为 r 的邻域内近邻点数需要满足大于等于 N , 如果近邻点数小于 N , 那么该点就被视为不符合滤波要求应作为噪声去除。半径滤波根据用户选取的半径及在该半径中的近邻点个数实现噪声的去除。经过多次实验选取 $r=5$, 邻近点数 $N=3$, 在统计滤波结果基础上实现半径滤波。图 3-16 给出了半径与统计滤波结合去除游离噪声的结果图, 可见远离主体点云的无关游离点基本得到了去除。

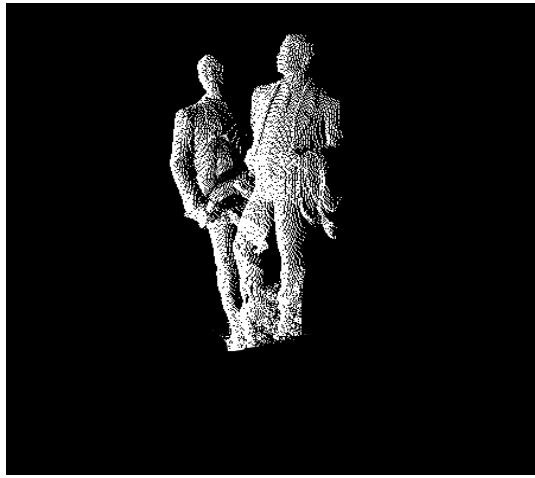


图 3-16 半径与统计滤波去噪结果

③ 双边滤波及其优化算法

双边滤波算法是在高斯滤波的基础上发展而来的一种常用的图像空间域光顺算法。该算法综合考虑空间信息相似度和像素相似度, 滤波因子则包括点距离与灰度差两方面的内容, 从而通过加权平均的方法来实现保边去噪。双边滤波算法在三维点云中的应用与在图像处理中有许多相似之处, 在三维点云中该算法通过在点的邻域上所拟合的平面来近似计算法向量, 然后将噪声点沿着估算的法向量进行位置调整^[48], 应用于三维点云的双边滤波可用下面的公式来表示:

$$Q_i = q_i + \omega n_i \quad (3.1)$$

这里 Q_i 为原始点 q_i 经过双边滤波调整后的点, ω 为权因子, n_i 为 q_i 点邻域所在平面的单位法向量, 权因子的表达式见式 3.2:

$$\omega = \frac{\sum_{p_j \in N(p_i)} W_c(\|q_i - q_j\|) W_s(\|\langle n_j, n_i \rangle - 1\|) \langle n_i, p_j - p_i \rangle}{\sum_{p_j \in N(p_i)} W_c(\|q_i - q_j\|) W_s(\|\langle n_j, n_i \rangle - 1\|)} \quad (3.2)$$

式中 $N(p_i)$ 为点 p_i 的最近邻域的集合, n_i 表示 p_i 邻域所在平面的法矢, W_c 与 W_s

分别为空间域与特征域权重，这两个参数分别控制了光顺的质量与局部特征的保存。

双边滤波由于在权因子中加入了高斯方差因子，其在局部细节特征尤其是边缘信息的保存方面有一定的效果。但是当面对夹杂较多噪声的点云数据时，此时过多的噪声点会干扰对局部法向量等特征的估计从而影响算法中的权因子的计算，这样会丢失局部细节特征并造成较多的噪声残留，因此在这里将算法中的权因子进行优化，优化后的权因子中两种权重的表达式如下：

$$\begin{aligned} W_c(x) &= \exp\left[-x^2 / 2\sigma_c^2\right] \\ W_s(y) &= \exp\left[-y^2 / 2\sigma_s^2\right] \end{aligned} \quad (3.3)$$

上式中， σ_c 与 σ_s 均为高斯滤波的参数。 σ_c 代表点云中某数据点 q_i 与其周围邻域点的欧式距离对该点本身的影响程度，该参数越大则表示参与计算的邻域点数量越多，较多的邻域点数将使得光顺效果越好^[49]。 σ_s 代表点云中某数据点 q_i 与其周围邻域点的欧式距离在法矢方向的投影对该点的影响程度，该参数越大表明在对数据点 q_i 进行光顺时权因子沿法矢方向须经过更大的位移，点云的局部细节特征信息也能得到更好的保存。这里将目标点与其邻域点的夹角作为局部信息保存的关键参数，避免了传统双边滤波中将距离与几何灰度值作为特征权重的评判标准，对特征权因子有了更合理的计算方式。

④ 雕塑滤波实验结果比较

由于在雕塑点云数据中直接进行滤波不容易观察其效果，我们将点云导入 Geomagic studio 进行三角化封装处理，并在 VS2010 平台下利用 PCL 点云库的滤波模块实现算法。为了能够清楚的辨别局部特征变化，本次实验截取雕像中特征较为明显的部分点云进行滤波，通过在封装的表面上执行双边滤波算法与改进算法并分析结果。经过多次实验比较，选取参数 $\sigma_c=0.5$ ， $\sigma_s=0.5$ 。原始点云如图 3-17，两种算法的效果如图 3-18 与 3-19 所示：

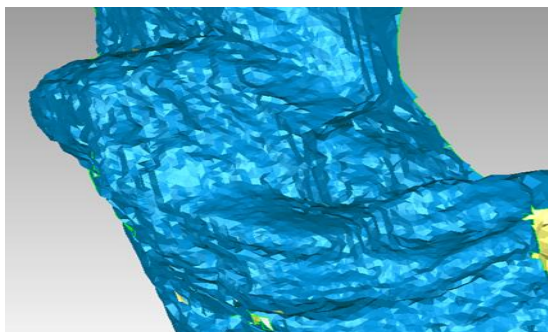


图 3-17 实验原始点云

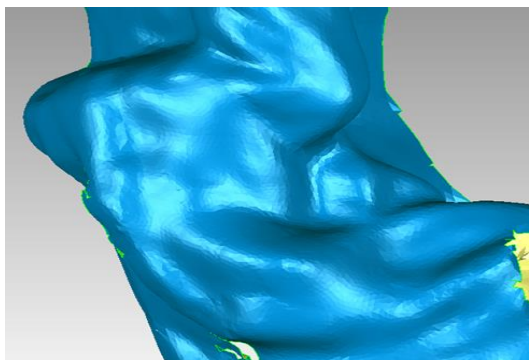


图 3-18 双边滤波结果

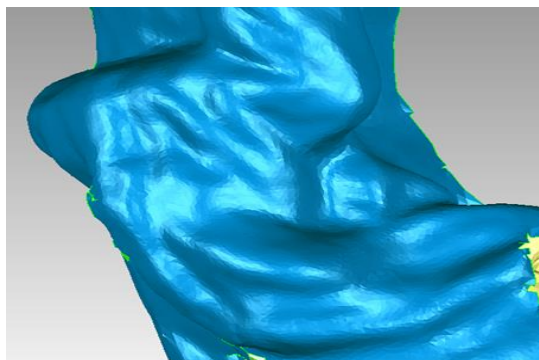


图 3-19 优化双边滤波算法结果

从以上的实验效果图可知，双边滤波算法对雕塑点云数据有一定的光顺效果，但对于图中的一些局部特征则未能很好的保留从而造成了信息的丢失。而优化权因子的双边滤波算法则在取得理想的光顺效果的同时较好的保留了细节特征，因此本次实验采用改进算法对雕塑点云进行小尺度噪声的去除，图 3-20 为在半径滤波与统计滤波去噪的基础上执行优化双边滤波算法的封装结果，从图中的效果来看去噪效果良好。

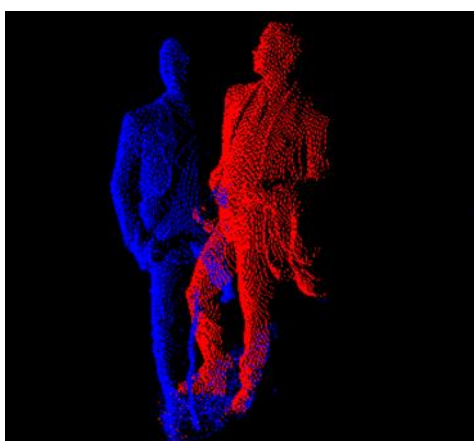


图 3-20 三种滤波算法结合去噪结果

3.4 点云数据配准

在点云数据的采集过程中，由于目标对象形状复杂所造成的自遮挡以及扫描仪器的视角限制，要想获取目标对象的完整点云通常情况下需要多个视角的数据并将其进行整合。不同视角的数据以各测站的仪器扫描中心所建立的坐标系为基准，这就需要将各视角的数据整合到同一个参考坐标系下，实现坐标系的转换就是寻找最优转换参数的过程。后续的点云处理工作如光顺、简化等操作都需要配准完成之后才能进行，同时配准的精细度也是整体三维模型重构的重要因素。

3.4.1 PCL 点云库

Point Cloud Library (PCL) 由 RUSU^[35] 等人最先提出, 他们所创建的开源网站提供最新的处理算法与工具, 这是处理 3-D 数据的最先进方法的集合。该库是开源的, 并根据 Berkeley Software Distribution (BSD) 条款获得许可, 因此可供所有的研究者免费使用。用户可以在 PCL 的官网上传自己的研究进展及成果, 这使得其他用户能够共同分享学习, 从而推动了 PCL 在三维点云数据处理领域的进一步应用。

PCL 项目汇集了来自世界各地的研究人员, 大学, 公司和个人, 并迅速成为对 3D 数据处理, 计算机视觉和机器人感知方面感兴趣的人的重要参考。为了满足简化开发过程的需求, PCL 算法的核心被分别构建在较小的库中, 为三维处理的特定区域提供算法和工具, 可以将它们组合起来, 有效地解决常见问题, 如目标对象识别, 多视点云拼接, 分割以及曲面重建等, 而无需重新实现解决这些子任务所需的系统的所有部分。换句话说, 各领域的研究人员能够更有针对性的使用封装在各个库中的算法从而给用户带来了便利。PCL 基于 Boost、VTK、OpenNI 等第三方库实现各种点云处理过程, 其具体的架构如下图 3-21 所示:

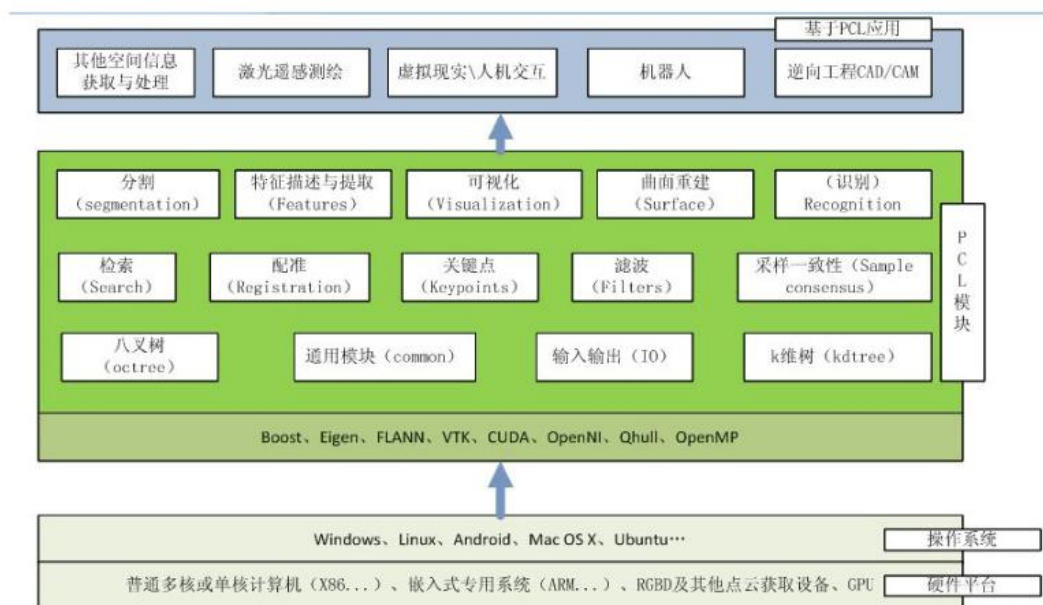


图 3-21 PCL 架构图

PCL 点云库中涵盖了各类型的算法库, 本文利用 PCL 的滤波与配准模块并在 VS2010 中实现了配准与滤波的相关算法。

3.4.2 点云配准的定义及数学模型

① 刚性变换

在进行点云配准时,由于本次扫描对于各站数据都采用相同的分辨率,因此基本不存在数据缩放的问题,也即各站数据之间的变换仅有刚体变换,七参数中的 $\lambda = 1$,仪器坐标系需要在绕自身的三个坐标轴旋转后将此坐标系的原点通过平移转移到参考系的坐标原点处。基于此,这里只需解算六个参数,即 $\phi, \mu, \theta, \Delta X, \Delta Y, \Delta Z$ 。此处标靶点可认为是特殊的同名点,假设其中一标靶点在相邻测站所测得的坐标分别为 (X, Y, Z) 和 (x, y, z) ,两坐标具有的关系如下:

$$F = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = R(\phi, \mu, \theta) \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

上式中的 $R(\phi, \mu, \theta)$ 为与三个旋转参数相关的正交变换矩阵,因此可用具体矩阵来表示,上式转换如下:

$$F = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

根据旋转矩阵的相关知识可得:

$$R(\phi, \mu, \theta) = R(\phi)R(\mu)R(\theta) \quad (3.6)$$

若坐标系绕 Z 轴旋转 ϕ 角,则旋转矩阵为:

$$R(\phi) = \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi & 0 \\ -\sin \phi & \cos \phi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

同理,绕 Y 轴旋转 μ 角及绕 X 轴旋转 θ 角的旋转矩阵分别为:

$$R(\mu) = \begin{bmatrix} \cos \mu & 0 & \sin \mu \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \mu & 0 & \cos \mu \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & \sin \theta \\ 0 & -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

若选择的旋转顺序不同,则会产生不同的旋转矩阵,假设我们选定的旋转顺序为 Z 、 Y 、 X 轴,那么两站坐标的关系可进一步表示如下:

$$R(\phi)R(\mu)R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \mu \cos \theta & \cos \mu \sin \theta & -\sin \mu \\ -\cos \phi \sin \theta + \sin \phi \sin \mu \cos \theta & \cos \phi \cos \mu + \sin \phi \sin \mu \sin \theta & \sin \phi \cos \mu \\ \sin \phi \sin \theta + \cos \phi \sin \mu \cos \theta & -\sin \phi \cos \theta + \cos \phi \sin \mu \sin \theta & \cos \phi \cos \mu \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

根据以上关系式可知, 要想完成相邻两站点云数据的配准, 旋转参数 ϕ, μ, θ 与平移参数 x_0, y_0, z_0 的求解是必不可少的, 在通过至少三组同名特征点求得这六个变换参数之后, 就能利用上式求得当前测站的点云在另一测站坐标系下的坐标。

② 四元数法

在点云配准的刚性变换中, 旋转矩阵通常是用各方向的欧拉角来表示, 而欧拉角有时会出现在各方向进行插值较困难且无法明确旋转次序的问题, 在这种情况下寻找合适的方法代替欧拉角来描述旋转矩阵就相当有必要^[36]。四元数法是由普通复数系统上另增两个虚数扩展而来, 其串联旋转的效率与矩阵相比优势明显。

四元数通常的表示形式由 Hamilton 提出, 其表达式为 $q = s + xi + yj + zk$, 这里 $s, x, y, z \in \mathbf{R}$, 表达式由一个实部与代表三个不同方向的虚部组成, 其中参数满足 $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$, 另外 i, j, k 与高斯坐标系三个维度的单位向量表示的含义相同, 满足叉乘关系。与复数空间类似, 三维空间的旋转关系可由单位四元数来表示, 所谓单位四元数即其模数 $\sqrt{s^2 + x^2 + y^2 + z^2}$ 为 1。若四元数的模数不为 1, 可将四元数除以它的范数来将其归一化。

为了简化计算过程我们用一个四维矢量 $[s, x, y, z]$ 来表示四元数, 其中虚部 $[x, y, z]$ 可合并为一个向量写为 $q = [s, v]$, 这里若实部 $s = 0$ 则称为虚四元数。下面用四元数来表示旋转关系。首先将表示某三维点坐标的向量 p 写成纯四元数 $[0, p]$, 经严密证明旋转关系可由 $q = \left[\cos \frac{\theta}{2}, n \sin \frac{\theta}{2} \right]$ 描述, 从而旋转后的 $p' = qpq^{-1}$, 计算结果中虚部三个分量为变换后的三维坐标。

根据以上描述的四元数相关性质, 不难看出任意单位四元数都可找到对应的旋转矩阵, 其旋转矩阵的一般形式如下:

$$R = \begin{bmatrix} 1 - 2y^2 - 2z^2 & 2xy + 2sz & 2xz - 2sy \\ 2xy - 2sz & 1 - 2x^2 - 2z^2 & 2yz + 2sx \\ 2xz + 2sy & 2yz - 2sx & 1 - 2x^2 - 2y^2 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

③ 配准目标函数的确定及分析

在多视点云配准领域, 目标函数是评定配准结果能否满足实际需求的一个重要指标。目前目标函数伴随着点云配准算法的研究进一步展开也出现了多种类型。对最小化各种目标函数的方法研究可知, 点云配准过程中选取合适的目标函数类

型能够有效的提升配准的精细度和运行效率^[37]。

假设部分重叠的两片点云分别为 $X = \{X_i\}_{i=1}^{N_x}$ 与 $Y = \{Y_i\}_{i=1}^{N_y}$ ，对 X 中的每个数据点在 Y 中搜寻其对应的最近点并组成最近点对，在一系列的配准操作后建立目标函数来评判刚体变换的结果。刚体变换的工作就是找到相应的变换参数使得目标函数最小，通常我们采用最小二乘的方法来实现这一过程。目标函数的表达式为： $F(R, T) = \sum_{i=1}^N \|Rx_i + T - y_i\| = \min$ ，这里 y_i 为与 x_i 相对应的最近点。目标函数的类型包括点对点距离之和、点对之间的距离平方和以及点与拟合曲面的距离平方和等几种类型。

本文结合实验数据的相关特征采用的是点对之间距离平方和的方法，该方法的目标函数为 $F(R, T) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \|Rx_i + T - y_i\|^2 = \min$ ，这里 R 与 T 分别代表旋转与平移矩阵。根据上述四元数的知识，用单位四元数 $q_R = [q_0, q_1, q_2, q_3]$ 和四元数 $q_T = [q_4, q_5, q_6]$ 来表示旋转向量和平移向量，据此可构造旋转矩阵 $R(q_R)$ ，那么待配准点集变换向量的求解问题可转换为求解下式的最小值：

$$f(q) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - R(q_R)y_i - q_T\|^2 \quad (3.12)$$

现对其算法流程作简要介绍：

- 1) 分别计算获取的两点集 X 与 Y 点集的数据集中心位置：

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i \quad \bar{Y} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_i \quad (3.13)$$

- 2) 根据点集中其他位置坐标与中心位置的差值计算协方差矩阵

$$\sum_{x,y} = \frac{1}{N_x} \sum_{i=1}^{N_x} \left[(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})^T \right] \quad (3.14)$$

- 3) 由协方差矩阵的迹及该矩阵与其转置的关系可构造如下矩阵

$$Q(\sum_{x,y}) = \begin{bmatrix} tr(\sum_{x,y}) & \Delta^T \\ \Delta & \sum_{x,y} + \sum_{x,y}^T - tr(\sum_{x,y})I \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

这里， $tr(\sum_{x,y})$ 代表矩阵 $\sum_{x,y}$ 对角线元素之和， $A_{i,j} = (\sum_{x,y} - \sum_{x,y}^T)_{i,j}$ ，

$\Delta = [A_{23}, A_{31}, A_{12}]^T$ ， I 为单位矩阵。

- 4) 计算上述矩阵的特征值，根据特征值的最大值所求得特征向量 $q_R = (q_0, q_1, q_2, q_3)$ 就是最优旋转变换向量。

$$5) \text{ 平移向量 } q_T = \bar{x} - R(q_R)\bar{y} \quad (3.16)$$

旋转矩阵可由下式计算:

$$R(q_R) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

6) 根据上步结果可求得坐标变换向量 $q = [q_R | q_T]^T = [q_0, q_1, q_2, q_3, q_4, q_5, q_6]^T$ 和最小方差 $d_{ms} = f(q)$ 。

7) 将以上求解的变换参数作用于 X 获得变换后的位置 x_1 , 若方差变化小于阈值则可视为迭代完成, 否则以变换后的位置 x_1 为初始点继续迭代。

3.4.3 建筑物标靶配准

目前关于点云配准在经过众多学者较长时间的研究后出现了许多有效的方法, 大致可将其分为有特征的配准方法和无特征的配准方法。所谓有特征的配准方法即利用标靶或者不同视角扫描对象的公共区域中较为明显的特征点、特征线、面等来完成配准工作。其中利用标靶来完成配准是较为常用的方法。三维扫描仪器如 Rigel、天宝等均配有特制的平面或球形标靶, 在两站扫描的重叠区域放置标靶, 运用后处理软件对标靶进行坐标的提取, 最后通过同名标靶的坐标解算配准参数从而完成配准, 本次实验由于仪器未配备特制标靶采用自制平面标靶进行实验。

① 配准转换参数的求解

三维激光扫描获取的是高密度的点坐标, 相邻测站的配准需要根据同名坐标信息求取转换参数。本次实验采用附有参数的间接平差方法^[38]来求取标靶配准中的转换参数。

上一小节中式 3.10 中转换矩阵的表示形式较为复杂, 将其表示为式 3.18 的形式对其线性化。

$$R = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \quad (3.18)$$

那么在误差方程 $V_i = BX_i - L$ 里各参数可表示为:

$$X = [d\Delta X, d\Delta Y, d\Delta Z, da_{11}, da_{12}, da_{13}, da_{21}, da_{22}, da_{23}, da_{31}, da_{32}, da_{33}] \quad (3.19)$$

$$B_i = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & a_{11}^0 x_i + a_{12}^0 y_i + a_{13}^0 z_i & x_i & y_i & z_i & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & a_{21}^0 x_i + a_{22}^0 y_i + a_{23}^0 z_i & 0 & 0 & 0 & x_i & y_i & z_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & a_{31}^0 x_i + a_{32}^0 y_i + a_{33}^0 z_i & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & x_i & y_i & z_i \end{pmatrix} \quad (3.20)$$

$$l_i = \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} a_{11}^0 & a_{12}^0 & a_{13}^0 \\ a_{21}^0 & a_{22}^0 & a_{23}^0 \\ a_{31}^0 & a_{32}^0 & a_{33}^0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}_i \quad (3.21)$$

这里 V_i 为第 i 个同名点的误差, X, Y, Z 为转换后的坐标, x, y, z 为转换前的坐标。

由 3.4.2 节可知旋转矩阵 $R(\phi)$ 、 $R(\mu)$ 、 $R(\theta)$ 与 $R(\phi, \mu, \theta)$ 均为正交矩阵, 根据正交矩阵的相关性质, 式 3.18 中的各元素应满足以下关系:

$$\begin{cases} a_{11}^2 + a_{21}^2 + a_{31}^2 = 1 \\ a_{12}^2 + a_{22}^2 + a_{32}^2 = 1 \\ a_{13}^2 + a_{23}^2 + a_{33}^2 = 1 \\ a_{11}a_{12} + a_{21}a_{22} + a_{31}a_{32} = 0 \\ a_{11}a_{13} + a_{21}a_{23} + a_{31}a_{33} = 0 \\ a_{12}a_{13} + a_{22}a_{23} + a_{32}a_{33} = 0 \end{cases} \quad (3.22)$$

将上式按泰勒级数展开至一次项并记为矩阵的形式可得约束条件方程:

$$CX - W_x = 0 \quad (3.23)$$

$$W_x = \begin{bmatrix} 1 - (a_{11}^0)^2 - (a_{21}^0)^2 - (a_{31}^0)^2 \\ 1 - (a_{12}^0)^2 - (a_{22}^0)^2 - (a_{32}^0)^2 \\ 1 - (a_{13}^0)^2 - (a_{23}^0)^2 - (a_{33}^0)^2 \\ -(a_{11}^0 a_{12}^0 + a_{21}^0 a_{22}^0 + a_{31}^0 a_{32}^0) \\ -(a_{11}^0 a_{13}^0 + a_{21}^0 a_{23}^0 + a_{31}^0 a_{33}^0) \\ -(a_{12}^0 a_{13}^0 + a_{22}^0 a_{23}^0 + a_{32}^0 a_{33}^0) \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

根据附有限制条件的间接平差可知:

$$\tilde{x} = (N_{bb}^{-1} - N_{bb}^{-1} C^T N_{cc}^{-1} C N_{bb}^{-1}) W + N_{bb}^{-1} C^T N_{cc}^{-1} W_x \quad (3.25)$$

其中:

$$\begin{cases} N_{bb} = B^T P B \\ N_{cc} = C N_{bb}^{-1} C^T \\ W = B^T P L \end{cases} \quad (3.26)$$

这里 B 为 3×13 的系数矩阵, 由于在相同精度条件下测量, 这里权阵 P 为单位

矩阵。

利用以上公式即可求出改正数 \tilde{x} ，而代表转换参数的矩阵 $\tilde{X} = \tilde{x} + X_0$ ， X_0 为参数求解的近似值。若各改正数大于限定条件，则需将近似值代入进行迭代计算求取新的改正数，直到各改正数满足限差为止。最后利用迭代完成的参数即可计算配准后的坐标。

最终配准的精度可由待配准两测站坐标在三个维度上的均方误差来确定：

$$\sigma_0 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x'_i - x_i)^2 + (y'_i - y_i)^2 + (z'_i - z_i)^2 / (3n - u)} \quad (3.27)$$

上式中 (x'_i, y'_i, z'_i) 为目标点集中同名标靶的坐标， (x_i, y_i, z_i) 为源点集中的同名标靶点经过转换后的坐标。 n 与 u 分别为同名点数和未知点数。

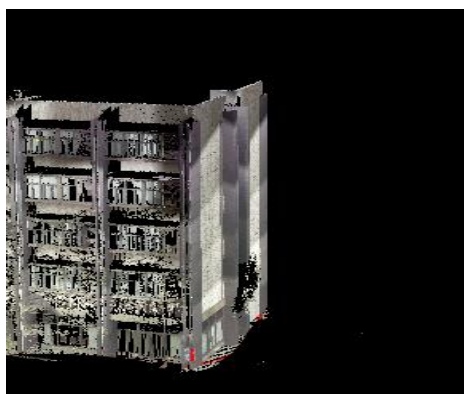
② 标靶配准实例

本次实验选取明德楼建筑点云数据采集过程中的两站数据作为标靶配准对象，待配准的两片点云如图 3-6 在两片点云的重叠区域粘贴上三个标靶，对两站目标建筑扫描的同时采集标靶数据，同名标靶的坐标见表 3.1。

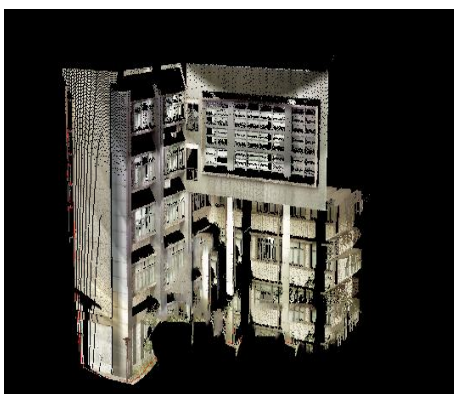
表 3.1 测站 5 与测站 6 同名标靶坐标

同名标靶点	测站 1			测站 2		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	89.4533	103.5688	103.1904	89.4256	103.5232	103.1641
2	89.4006	102.4276	101.1069	89.4361	102.4513	101.1465
3	89.5044	105.9788	101.6004	89.5312	106.3122	101.9758

根据式 3.27 可计算出中误差为 0.0046m，可见标靶配准精度较高，达到了毫米级。配准前的两站点云如图 3-22，配准后的点云如图 3-23。



(a) 测站 5 点云数据



(b) 测站 6 点云数据

图 3-22 配准前两站点云数据

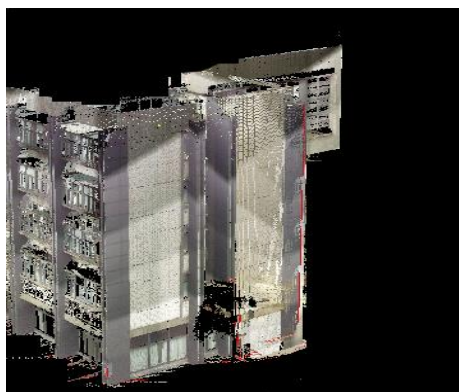


图 3-23 两测站配准后点云

在多视点云拼接的方法中，常用的有序列配准和同步配准两种方法。同步配准是将多个测站的数据同时整合到一个坐标系下，虽然可以有效的将误差分配到各站但其计算复杂度高。而序列配准则是依次对相邻的测站数据进行两两配准，该方法避免了将点云数据一次性导入从而减少了计算量。本次对建筑物的整体配准采用序列配准的方法，根据上述方法逐站完成配准。为了后续模型重建有更好的质量，这里将标靶配准的结果作为初始位置解算结果，运用 ICP 配准对建筑物数据再次配准，配准后的完整点云如图 3-24 所示。



图 3-24 建筑物整体配准图

3.4.4 初始位姿估计

以标靶配准为代表的有特征配准方法人工参与度较高，对于表面复杂且不具有明显特征的目标进行精细配准有特征配准法是无法满足要求的。而无特征的配准方法由于其自动化程度高且具有良好的配准效果而更受人们的青睐，其主要由迭代最近点 (ICP) 算法及其各类变种算法组成，而无需迭代的正态分布变换 (NDT) 配准算法基于概率密度实现配准，在两片点云的位置关系良好时也能实现高效率的配准。目前在配准领域占主导地位的是拥有较高精度的 ICP 算法，但该算法成

功执行的初始条件严格，若不满足初始条件则易在局部区域形成收敛从而整体配准失败，因此在待配准点云中寻找某些特征来获取初始位姿是 ICP 算法能够成功实现的充分条件。下面先介绍本次实验在寻找点云初始位姿中的一些相关原理。

① 关键点的获取

从目标对象或场景获取的海量点云数据给多视点云拼接带来了困难，在目标点云中提取有用的信息即关键点，它明显区别于其余点并且具有稳定性^[39]。关键点提取与诸如 PFH、FPFH 等特征描述子一并作用于原始点云，能够以简洁而不失代表性的方式描述点云的整体特征，有利于多视点云的拼接和目标识别工作。

NARF 关键点的提取是对局部表面变化区域进行边缘检测，同时确定变化系数及主方向，最终在主方向上进行一系列的计算完成提取。在提取过程中应保证点云在经过旋转变换后仍然能检测到关键点，这里需注意的是关键点所处位置的区域可进行唯一法线估计。

② 法线与曲率的估计

法线和曲率估计是围绕点云中某点与其附近 K 邻域的关系来近似计算每个点处的表面法线和曲率，法线与曲率信息主要是为计算局部特征做好准备并用于点云配准阶段。通过对点邻域的协方差矩阵执行主成分分析，可以用 k 邻域表面的法线近似估计点 p 的法线 n ^[40]。对应于最小特征值的特征向量，可以估计出 n 的方向。点的曲率估计，它本质上是描述某点偏离其所在切平面的程度，通常用下式来计算：

$$\omega_p = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \quad (3.28)$$

这里 $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ 为协方差矩阵的特征值，并满足关系式 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$ 。

另外区域的边界点其邻域点较少，这会影响该点曲率及法线的正确计算，因此确定这些点的位置并作好标记是很重要的，这在今后的深入研究是需要考虑的问题。

③ PFH 算子与 FPFH 算子

虽然诸如表面曲率或积分体积描述符等特征描述子已经用于点对点匹配过程中以便于寻找到更好匹配的特征，但这些描述子仅通过少数的参数值来近似替代点的邻域空间，并且其匹配的质量也取决于噪声水平与点云密度^[41]。但实际场景的点云数据通常情况下拥有大量特征点，将它们应用于特征表示会造成点云信息特征的丢失，并且容易推断用这些一维特征来完成配准会形成较多的错误匹配，因此寻找合适的特征描述子来更好的描述特征是很有必要的。

1) PFH 算子

PFH(点特征直方图)算子是表示点云中某点所在的基础表面属性,它的计算是基于某点的最近 K 邻域之间的某些几何关系的组合^[42],这些几何关系包括邻域点的坐标和曲面法线的估计等。PFH 算法的特点对于通过不同扫描角度和密度的点云数据集能够稳定的获取其特征,运用查询特征点与其邻域的几何关系构建多维直方图,最终形成正确的点对应关系。

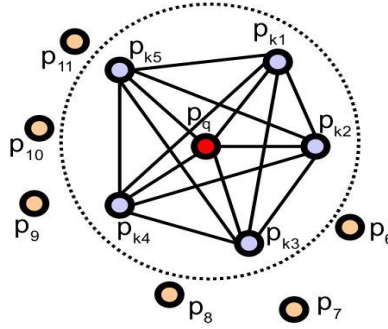


图 3-25 PFH 算子的影响区域

上图 3-25 为点 P_q 处 PFH 算子所计算的影响区域图, p_q 处于图形的中心,其余位于圆形区域的点表示与 P_q 距离小于 r 的点,这些点互相连接形成一个网格。

对于查询点 p_q 邻域中的每对点 p_i 与 p_j 及其估计的法线 n_i 与 n_j , 可定义一个框架 ($u = n_i, v = (p_j - p_i) \times u, \omega = u \times v$) 并用下式计算 n_i 与 n_j 的角度变化:

$$\begin{aligned}\alpha &= v \cdot n_j \\ \phi &= (u \cdot (p_j - p_i)) / \|p_j - p_i\| \\ \theta &= \arctan(\omega \cdot n_j, u \cdot n_j)\end{aligned}\quad (3.29)$$

其中 $\|p_j - p_i\|$ 表示 p_i 与 p_j 之间的空间距离,这里可以用 d 来代替。

通过计算查询点 p_q 的相应点对的上述参数值,能够实现更有效率的计算,将相应点对和其法线相关的 12 个参数减少到 4 个。

2) FPFH 算子

具有 n 个点的给定点云 p 的点特征直方图的理论计算复杂度是 $o(nk^2)$, 其中 k 是 p 中每个点 p_i 的邻近点数目。在提取点云的局部特征中,大量集中的点云数量使得计算 PFH 描述子变得困难。FPFH 算子考虑将查询点 P 与其邻域的关系来替代 PFH 算子中相应的步骤, Rusu 等人将其定义为快速点特征直方图。采用简化的计算步骤后 FPFH 可有效减少算法的复杂度并保持 PFH 的识别能力^[43]。

FPFH 的计算可以概括为以下过程:

第一步,利用式 3.29 计算查询点 P_q 与其邻域点的一个元组 α, ϕ, θ , 将此结果称为简化的点特征直方图 SPFH;

第二步,对于每个数据点重新确定其邻域并使用邻近点的 SPFH 值进行加权计

算，从而获得 p_q 的最终直方图，所用公式如下：

$$FPFH(P_q) = SPFH(P_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_k} \cdot SPFH(P_k) \quad (3.30)$$

ω_k 代表权重，它在某些给定度量空间的情况下表示点 P_q 与其邻近点之间的距离，而若有需要也用其他度量表示。下图 3-26 表示点 P_q 处 FPFH 算子所计算的影响区域图

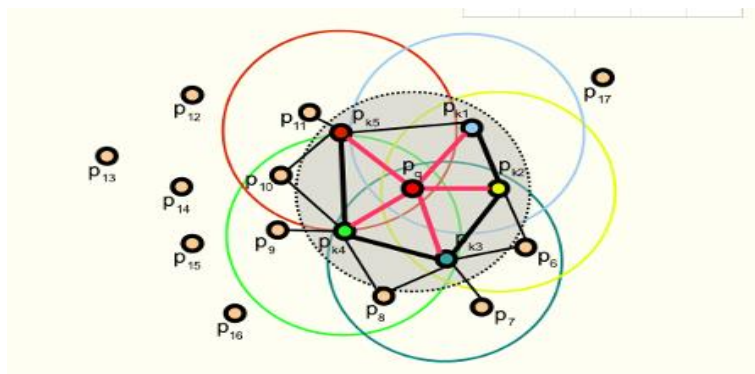


图 3-26 FPFH 算子的影响区域

如上图所示，该算法首先通过查询点 P_q 与其邻近点的几何关系来初步估算该点的 SPFH 数值，在图中是用红色圆圈来代表的。点云空间中所有点都通过上述步骤来得到相应的 SPFH 值。然后用查询点 P_q 邻近点计算的 SPFH 值与其本身的 SPFH 值基于点对之间的距离进行加权计算，加权的结果作为点 P_q 的 FPFH 值。整个计算过程用到的连接点对用黑线表示，计算两次的对应点对用粗线表示，其他则用细黑线表示。

总的来说，FPFH 由于重新进行了权重的定义而降低了计算的复杂性，其特征模型在包括半径 r 区域内点的同时还考虑了 $2r$ 范围内的额外点对，但该算子并没有将 P_q 点的所有邻近点纳入计算范围中，这些未参与计算的点有可能对 P_q 点的 FPFH 计算有一定的贡献。根据两种算子的特点，本次实验选择 FPFH 算子作为局部特征提取的方法。

④ SAC-IA 配准

Rusu 等人于 2008 年提出了贪婪初始对齐方法，该方法利用点云的旋转不变特性查找所有的对应点对，虽然能找到较好的初始姿态但算法复杂度高且容易获得局部最小值。由此 SAC-IA 算法（采样一致性初始配准算法）应运而生，它在穷举的 FPFH 所对应的特征空间中执行快速搜索，在多次迭代找到最佳变换后使用非线性优化方法来寻找良好的对应关系：

1) 从原始点云 P 中筛选数量为 n 的样本点，样本点需满足两两匹配的距离大于设置的阈值；

2) 根据 FPFH 计算结果在 Q 中寻找与 P 中样本点的直方图一致或相似的目标点, 随后在目标点中随机挑选一个点来代表采样点的对应关系。

3) 依据上步得到的对应关系来解算变换参数, 采用 Huber 公式来度量误差并评价质量:

$$L_h(e_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} e_i^2 & \|e_i\| \leq t_e \\ \frac{1}{2} t_e (2\|e_i\| - t_e) & \|e_i\| > t_e \end{cases} \quad (3.31)$$

3.4.5 ICP 配准法及其改进措施

无特征配准法通常根据点云数据的结构类型选择合适的算法, 然后运用 c++、Matlab 等代码编程工具来实现。目前在多视点云配准领域中最受研究人员青睐的算法莫过于由 Besl 和 McKay 在其文献中首次提出的 ICP 算法。由于其所实现的拼接精度较高, 众多研究文献对此算法进行了研究并实现了进一步的扩展, 这逐渐形成了各种省时高效的迭代 ICP 算法。下面首先对 ICP 算法原理做简要介绍。

① ICP 算法原理

ICP 算法是在待配准的两组点云中寻找到最近点对后, 然后通过精密的计算来求得新的相对应的最近点对, 这里的计算是通过迭代运算来实现的, 迭代运算到以欧式距离为测度的距离平方和能够满足先前设定的阈值需求即可完成迭代, 实现配准。ICP 算法的出现帮助人们解决了各种曲面配准的问题, 目前在基于初始配准的精确配准算法中有着进一步的应用。ICP 算法在不断的迭代计算过程中获得新的最近点对, 利用每次的最近点对求得刚体变换参数继而组成变换矩阵, 当满足某种收敛原则时即可停止迭代, 最后借助最优变换矩阵将源点集映射到目标点集。为了更为直观的表述, 这里假设两片点云 M 与 N 为原始点云与目标点云, 由于 ICP 通常需要一个初始位姿, 因此先通过给定的初始参数解算初始变换矩阵, 然后再执行后面的迭代计算工作。算法的基本流程如下:

- 1) 令两片点云 M 与 N 的重叠部分为 T, 初始参数设置为 $R_0 = I, T_0 = 0, k = 0, M = M^0$;
- 2) 利用初始设置的变换参数 R_0, T_0 计算初始变换矩阵 M_0 , 这里 $M_0 = \{m_i^0 | m_i^0 = R^0 m_i + T^0, m_i \in M\}$, m_i 代表两点云重叠区域中属于点云 M 的任意一点;
- 3) 寻找与 m_i^k 所对应的最近点 n_i^k , 在第 k 次迭代过程中, 以满足目标函数最小为前提, 利用最近邻点集来求解旋转参数 R_k 与平移参数 T_k , 随后计算第 k 次迭代的均方误差 d_k , 关系式如下:

$$d_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|N_i^k - R_k m_i^k - T_k\| \quad (3.32)$$

4) 令 $M^{k+1} = \{m_i^{k+1} | m_i^{k+1} = R_k m_i^k + T_k, m_i \in M\}$;

5) 设置迭代最大次数和算法最终收敛的阈值, 当满足前后两次误差的均方误差小于先前设定的数值时, 则可根据求解的最优变换矩阵 R_{k+1} 与 T_{k+1} 来实现最终的配准过程。

② ICP 算法的局限性

经典的 ICP 算法作为三维点云领域成熟的精配准算法在初始配准的基础上能够满足一定的精度要求, 但由于经典算法某些方面考虑不周造成了在实际配准过程中出现了诸多的问题^[44], 对算法分析研究后, 可归纳为以下几个方面:

1) ICP 算法要求待配准的两片点云满足重合或包含的关系。然而在实际的配准应用中进行配准的点云通常情况下仅有部分区域重合甚至没有重合区域, 这对 ICP 算法的精度造成了一定的影响。

2) 由于 ICP 算法的配准是直接在参与配准的原始数据之上进行的, 对于两片点云的位置关系无法进行有效的判断, 因此其配准的精细程度很大程度上取决于一个良好的初始位姿, 这对点云初始位置关系提出了较高的要求。若不能满足初始位姿的要求, 算法很难获得满意的收敛结果, 并且由于待配准的点云位置关系不理想而出现一些错误点对。

3) ICP 算法是一个不断迭代的过程, 由于每一次迭代都要在计算新的变换参数同时在其中一片点云的所有点中遍历搜寻在另一点云中一一对应的最近点, 这使得算法的复杂度大大增加。特别是当进行配准的点云数据量较大时, 该算法的效率难以达到人们的要求。

③ 改进方法

针对传统 ICP 算法的种种缺陷, 应该采取一些合理的方法加以改进。本文对于 ICP 的改进主要包含三个方面:

1) 由前文所述可知, 良好的初始位姿可以有效保证 ICP 算法配准的质量, 众多优秀文献已经给出了各种粗配准算法, 如中心叠加法、运用加权法重新定义点云中两点的距离等。本文首先提取点云中的 NARF 特征点并计算表面法线, 然后提取点云的 FPFH 特征, 最后利用 SAC-IA 实现粗配准。

2) 密集的点云数据会增加算法的时间复杂度, 对处理数据的计算机也是不小的挑战, 因此需要对点云数据进行采样。根据本次实验中雕像和兔子点云数据的点云分布特征, 拟采用体素下采样的方法来对点云数据进行精简, 该方法能较为显著的实现简化点云的工作并且保证局部信息的存留。。

3) 由于 ICP 算法要求参与精细配准的点云的包含关系有一定要求, 这对于大多数实际配准过程是很难满足的。因此在待配准的点云中会出现无法找到最邻近点的无关点, 然而算法无法正确的识别这些无关点, 从而产生一些错误匹配点对。本文运用 RANSAC 算法通过点之间的距离确定内部点并去除离群点, 能够有效的去除错误点对为更精确的 ICP 算法提供一个较好的初始位姿, 下面将针对 RANSAC 算法做简要介绍。

④ RANSAC 算法去除错误点对

近年来, 在统计学界与计算机视觉领域中, 众多研究人员对稳健估计进行了充分的研究。测量工作获取的数据点集内一部分受到细微的随机变化与噪声的干扰, 而另一部分点则与我们先前设定的感兴趣模型偏差较大, 这些点可统称为异常值, RANSAC 就是运用鲁棒估计的算法消除异常值的一种方法。在各种鲁棒估计算法中, RANSAC 算法的应用最为广泛。RANSAC 算法的经典形式由 Fischler 和 Bolles 提出^[45], 当数据集内存在异常值时作为模型拟合的一般框架。RANSAC 算法与传统回归分析技术有所不同, 其通过重复采样数据的子集来估算模型参数, 以便最大化目标函数, 而传统回归分析方法通常将所有可用数据点用于模型参数的计算。

RANSAC 算法消除错误匹配点对的思路是: 给定一个感兴趣的模型, 在数据集中随机选取子集计算变换参数, 并将子集中满足阈值要求的点作为局内点, 以局内点数量的多少来判断模型参数是否最佳, 然后将估算的模型用数据集中其他点进行测试评价, 最终的迭代结束由采样次数和符合要求的最佳局内点数量概率所计算的评判参数决定, 其估计模型参数的步骤如下, 这里假设一个点集 P 与感兴趣模型 N , 先前设定的阈值记为 M , $D(r)$ 为满足局内点数目最大的目标函数:

1) 确定数据集内的样本子集所包含的点数量, 其数量由计算模型参数的所需最少点数决定;

2) 在数据集中随机采集样本 r 并与设定的阈值条件 m (m 代表与模型距离小于 m 的距离阈值) 结合生成 $D(r)$, 若 $D(r)$ 中包含点数大于 m , 则将 $D(r)$ 作为新的初始样本集计算模型参数, 若 $D(r)$ 中点的数目小于 m , 则认为不符合要求, 需在数据集中重新采样。

3) 执行随机采样 L 次, 直到采样获得目标函数的最大值, 即最后采样的点均为局内点, 此时的模型参数即为最优。

3.4.6 NDT 配准算法

大多数主流的配准算法如迭代最近点算法都要求在参与配准的点集之间建立明确的对应关系, 这样不仅会出现错误点对匹配的问题, 同时搜索最邻近点集也会

损失一定的效率。NDT(正态分布变换)算法基于统计学概率模型利用高斯概率分布来近似模拟扫描获得的点云分布,由于不需要涉及提取最近邻点的特征,该算法效率一定程度上得到了提高。3D-NDT 算法是在 2D 算法基础上推广而来,它将点云划分为每个单元至少包含三个点的体积元素,利用局部概率密度函数的集合来简洁的表达扫描物体的曲面或平面特征^[46]。

NDT 算法首先将点云数据所在的三维空间细分为具有相同大小的立方体单元,每个立方体单元包含的点数量不尽相同,简记为 $x = (x_1, x_2, x_3 \dots x_n)$ 。随后计算每个立方体的平均值与均方误差,分别用 \bar{x} 与 C 来表示,公式如下,其中的 k 代表立方体单元中某个点的下标, n 为单元中点总数:

$$\begin{aligned}\bar{x} &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \\ c &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})(x_k - \bar{x})^T\end{aligned}\quad (3.33)$$

以上求取的两个参数可用于建立单元中每个点的正态分布模型,相应的密度函数如下:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}|c|} \exp\left[-\frac{(x - \bar{x})^T c^{-1} (x - \bar{x})}{2}\right] \quad (3.34)$$

参与配准的源点云可通过旋转与平移矩阵映射到参考点云的坐标系下,并将两点云的概率密度之和 $s(p)$ 作为测度函数,检验并评价算法的质量,见下式:

$$s(p) = \sum_{i=1}^n p[T(p, x_i)] = \sum_{i=1}^n \frac{1}{a} \exp\left[-\frac{(x_i' - \bar{x})^T c^{-1} (x_i' - \bar{x})}{2}\right] \quad (3.35)$$

其中 a 为常数项, x_i' 为源点云变换至参考点云坐标系下的坐标, $T(p, x_i)$ 为源点云所经过的变换。对于求解目标函数 $s(p)$ 的最小值,可先计算上式函数的二阶导数从而得到 Hessian 矩阵,随后通过牛顿迭代法来 NDT 算法的最合适参数。

本次实验将 SAC-IA 初始位姿估计算法作用于 NDT 算法上以实现 NDT 配准时未将匹配点对考虑的问题进行优化,基于 PCL 点云库并在 VS2010 中实现。

3.4.7 雕塑与 Bunny 配准实验对比分析

① 初始位姿估计的流程与实现

本次实验基于 PCL 点云库并在 VS2010 中实现初始位姿的估计,初始配准的流程图如下图 3-27:

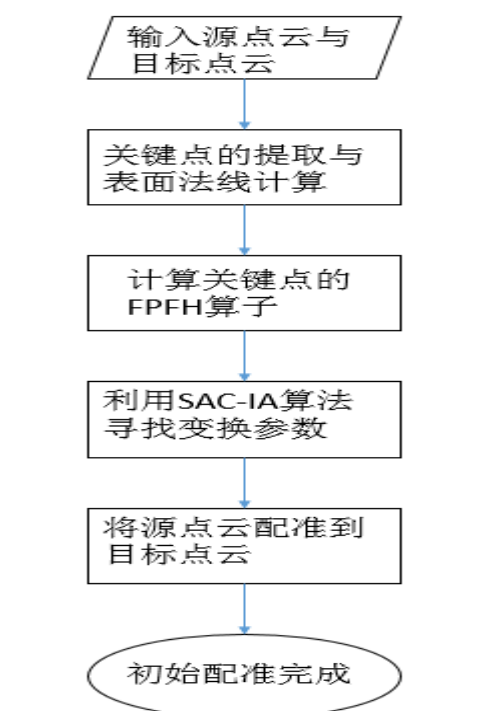


图 3-27 初始配准流程图

初始配准的具体实现过程如下：

第一步，首先将参考点云与原始点云导入，对两片点云进行 NAN 点的去除从而提取关键点，这里关键点的选取采用均匀采样的方法，此方法对表面特征不太明显的点云数据也有良好的效果。

第二步，将上述提取的关键点作为目标点，分析点云数据的分布情况并选择 K 邻域的点云数量和法向量的搜索半径，由于 FPFH 算子是基于法向量来进行计算，其搜索半径通常要比法向量搜索半径设定的大一些。随后可通过目标点与其邻近点的角度与距离关系计算出 FPFH 特征并统计在直方图中。

第三步，根据 FPFH 算子的计算结果在两片点云中寻找特征直方图相同或相似的数据点从而获得匹配点对，然后通过 SAC-IA 算法来选取最优匹配点对。

第四步，根据求解的变换参数组成变换矩阵并作用于参考点云，这样就完成了初始配准。

实验采用的点云数据为扫描的两站茅以升雕像数据、经典的 bunny 两个视角的数据，图 3-28 与 3-30 为 bunny 与雕塑点云的原始位置图，图 3-29 与 3-31 为经过初始配准后的实验点云图。

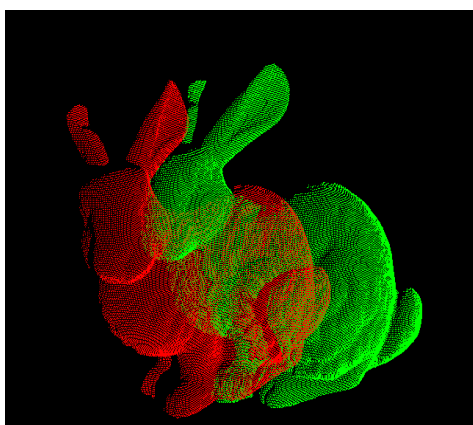


图 3-28 bunny 原始数据

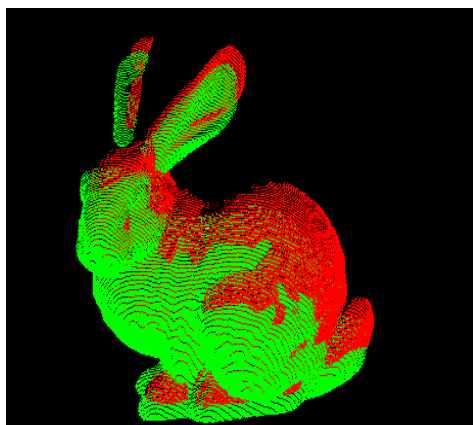


图 3-29 bunny 初始配准

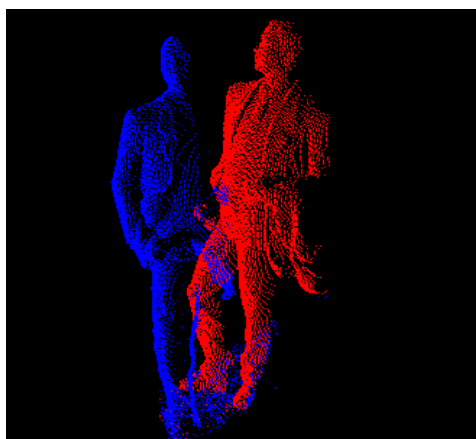


图 3-30 雕塑原始数据

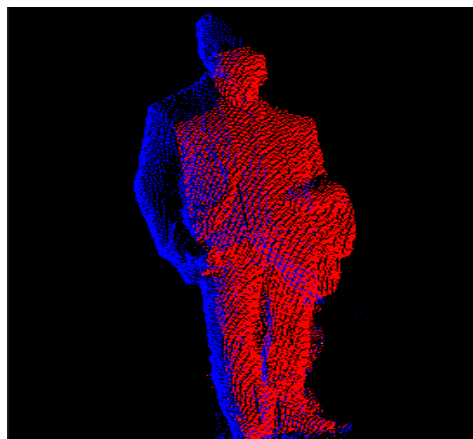


图 3-31 雕塑初始配准

由雕塑与 bunny 数据的初始配准图可看出，两组点云数据的原始位置已经得到了较大的改善，这里根据两种数据密度和结构特点选取不同的采样密度，对 bunny 数据设置了 0.005m 的采样间隔，法向量估计半径为 0.006m，FPFH 算子半径为 0.007m。而对雕塑的间隔设置为 0.01m，法向量估计半径为 0.01m，FPFH 算子半径为 0.02m。至此两组数据的点坐标大致趋于一个坐标系，为接下来的 ICP 与 NDT 配准提供了理想的位置关系。

② 精细配准的实现

基于 FPFH 算子的初始配准方法的实验为精细配准带来了便利，本次实验在初始位置关系的基础上进行 ICP 与 NDT 的配准，并与对原始数据直接进行 ICP 算法进行了对比。实验数据中的两片点云仍用不同颜色表示，这样能更清楚的观察并分析其位置的变化。

实验一：采用斯坦福 bunny 数据，首先在原始点云位置基础上直接执行 ICP 算法，效果如图 3-32，算法执行过程中最近点对的匹配出现了明显的偏差错误。

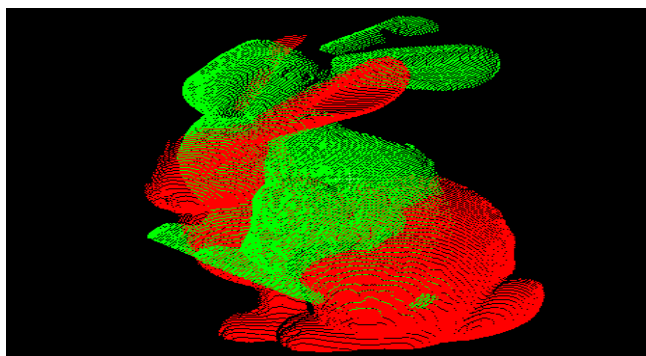


图 3-32 bunny ICP 配准

然后在优化后的初始位置关系基础上分别执行 NDT 与 ICP 算法, 实验效果分别如图 3-33 与 3-34, 从图中可见与 SAC-NDT 相比 SAC-ICP 算法精细度较高。

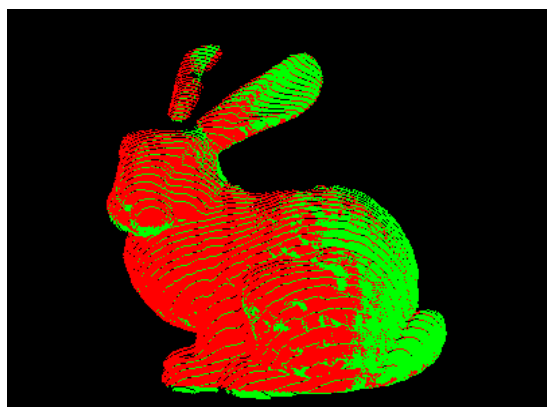


图 3-33 bunny SAC-NDT 配准

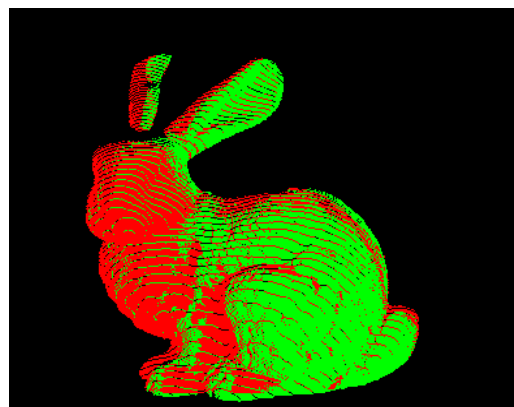


图 3-34 bunny SAC-ICP 配准

实验二：首先对雕塑点云直接执行 ICP 算法，从效果图 3-35 观察到由于初始位置相差较大，最近点对的匹配也出现了明显的偏差错误。

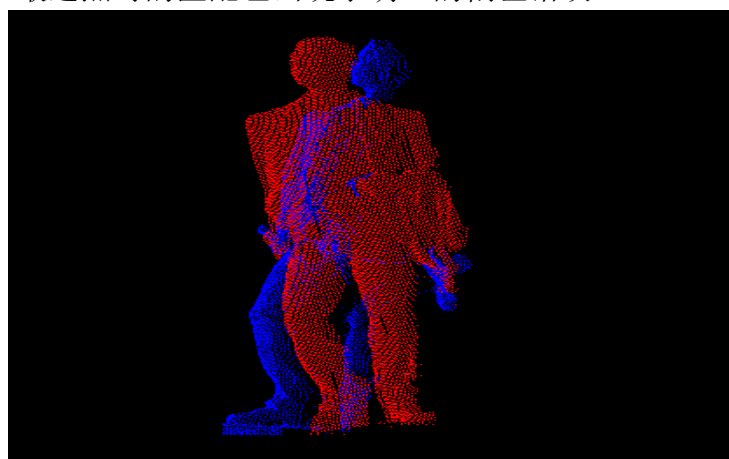


图 3-35 雕塑 ICP 配准效果

然后在优化后的初始位置关系基础上分别执行 NDT 与 ICP 算法，图 3-36 为采用 SAC-NDT 算法的效果，而图 3-37 为采用 SAC-ICP 算法的效果，从图中可见 SAC-

NDT 算法在腿与左肩位置的配准出现了偏差，而 SAC-ICP 更好的完成了配准工作。

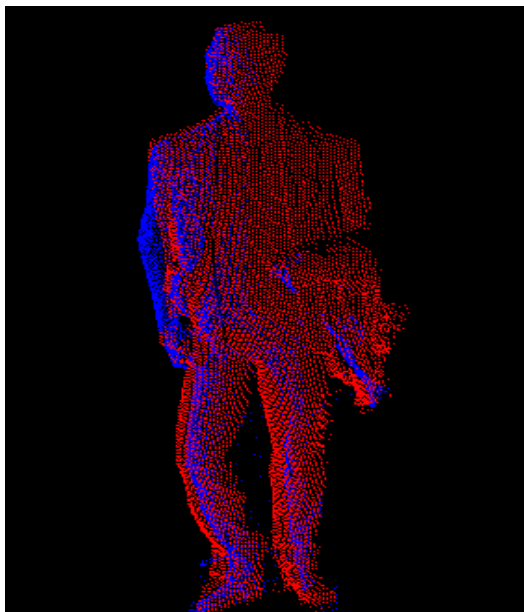


图 3-36 雕塑 SAC-NDT 配准

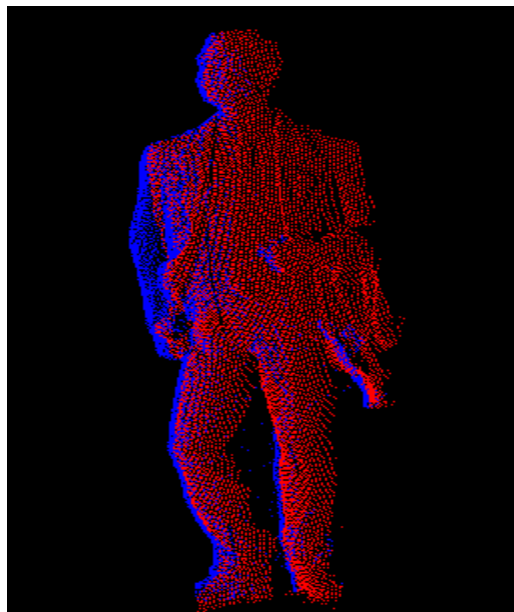


图 3-37 雕塑 SAC-ICP 配准

③ 实验对比分析

在基于曲率与 FPFH 算子的初步配准下两种精配准的精确度与执行效率如表 3.2 与表 3.3:

表 3.2 bunny 数据算法精确度与执行效率

Bunny	精确度 m	执行效率 S
初步配准	0.009237	67
SAC-NDT 配准	0.005735	12
SAC-ICP 配准	0.003123	18

表 3.3 雕塑数据算法精确度与执行效率

雕塑数据	精确度 m	执行效率 S
初步配准	0.03859	85
SAC-NDT 配准	0.008578	27
SAC-ICP 配准	0.006325	35

从两组实验的效果图及表格的对比来看，若采用 SAC-NDT 的方法进行配准，经过 SAC-IA 算法对初始位置进行了调整，算法的运行效率和对齐效果都有一定的改善。而 SAC-ICP 在算法效率上比 SAC-NDT 算法稍逊，但精度有不小的提升。根据实验分析的结果，本次实验采用 SAC-ICP 对雕塑数据进行整体的精细配准，雕塑配准后的完整点云如下图 3-38:

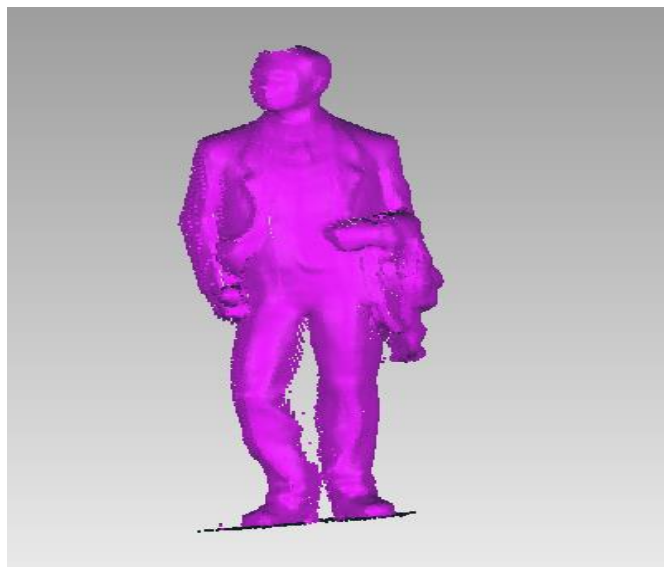


图 3-38 茅以升雕塑完整点云

3.5 本章小结

本章首先进行了点云去噪的研究，对于建筑物点云利用 cloudcompare 软件进行去噪处理。在雕塑点云去噪方面，将游离于整体点云之外的无效点视为大尺度噪声，结合半径滤波与统计滤波的方式予以消除；其余的小尺度噪声则运用双边滤波及其优化算法进行去除，噪声去除实验采用雕塑部分点云，经过对光顺效果的分析可知优化后的双边滤波算法效果较好。另外，本章详细探讨了待配准点云数据初始位姿估计的方法，介绍了初始估计所涉及的一些原理，对 ICP 算法和 NDT 算法的原理进行了阐述并根据其算法的局限性提出了改进措施。然后通过对 bunny 数据和实测的雕像数据执行几种算法并进行了比较，取得了较好的配准效果。有一定的实用价值。

第四章 点云数据的三维重建

点云三维重构是在对采集到的海量高密度数据点进行诸多处理后,力图还原目标对象的真实表面形状的操作,它是点云数据应用到其他领域所必需完成的基本工作。目前除了各种扫描仪器所对应的专用后处理软件之外,诸如 3dmax、Geomagic、catia 和 Imageware 等数据软件也都具有点云三维重构的功能,只是在使用这些软件进行处理时需要将采集的点云数据转换为软件所支持的格式,如 Geomagic 软件支持 txt 格式的文件。在进行目标实物的模型重构时,对不同形状、不同复杂度的物体,应仔细分析其表面的具体结构,选择更为合适快速的方法进行建模。本文对运用三维激光扫描仪采集到的校园明德楼点云和茅以升雕像点云数据采用不同的方法进行三维重建,针对两种方法的适用范围进行了分析。

4.1 建模软件

4.1.1 Leica infinity

Leica Infinity 软件是徕卡仪器格式专用的处理软件,它与 cyclone 软件一起形成了徕卡后续处理系统。在 Infinity 软件中可执行 SDB、XML 等格式的点云数据导入工作,能够通过不同视角更为直观清楚的查看数据。本次实验中 Inifinity 软件主要是作为转换格式的工具,将点云数据转换为 pts 格式导出,根据不同的建模需求可导入 3dmax、Geomagic 等软件进行建模。下图 4-1 在雕塑点云在 Inifinity 软件中的效果:

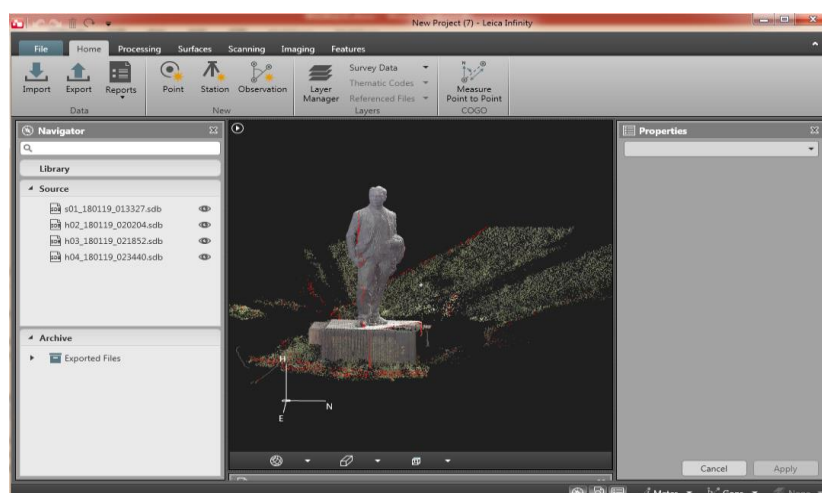


图 4-1 雕塑点云在 Infinity 中的效果

4.1.2 AutoCAD 2014

AutoCAD 作为建筑领域施工与结构图的绘制软件,在绘制平面轮廓线等方面有着不可比拟的优势。AutoCAD2014 已经开发了点云处理模块,本次实验通过附着的方式将点云直接导入到 CAD 中,并在点云中完成建筑物特征线的绘制。在轮廓线的绘制过程中需要仔细分析不同视角的用户坐标系设置方位,以便更为精确的捕捉各立面的点云位置并勾绘出外轮廓线,从而在 3Dmax 中能更有效率的实现建模工作。下图 4-2 为 CAD 中顶视图轮廓的效果:

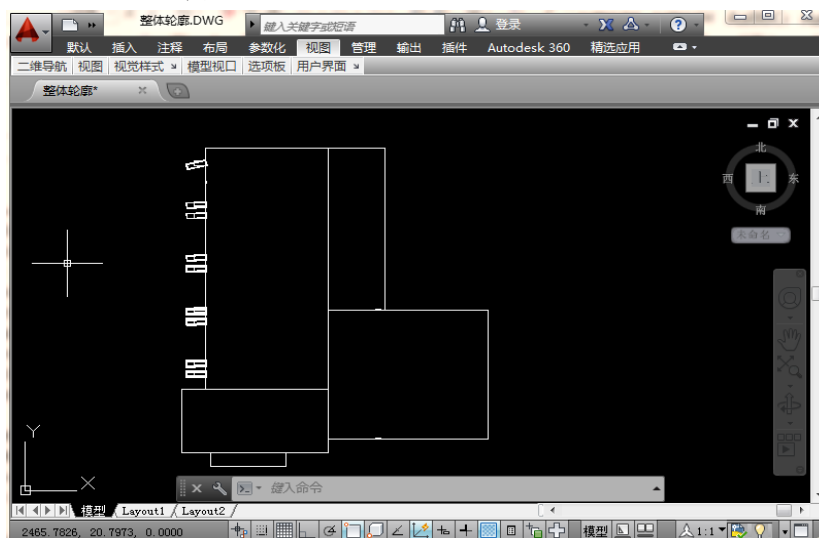


图 4-2 CAD 中查看顶视图轮廓

4.1.3 3dmax

3dmax 常用于较小场景的建模及渲染工作,在规则的平面物体模型重建方面有着良好的效果。在 CAD 中绘制的外轮廓线需要去除多余的线及标注,并在 3dmax 设置好单位后分层导入。建筑立面的各节点连接之后理论上来说应是规则的多边形且各点位于同一平面,但由于受建筑筑变形和扫描结果的误差影响使得多边形与真实形状有一些偏差,因此在 3dmax 中进行样条线的捕捉时需要采用 2.5 维捕捉的方式,这样能尽可能使各多边形处于同一平面内。

4.1.4 Geomagic studio

本文利用 Geomagic studio 软件对雕像进行曲面重建,Geomagic studio 软件是由美国 raindrop 公司研发的逆向工程及三维检测的软件,在逆向工程领域因其功能齐全而成为众多逆向研究人员的的首选。该软件将建模划分为点、多边形和曲面

三个阶段，能够快速地将点云转换为多边形模式从而封装成 NURBS 曲面，并且能通过 NURBS 曲面进行模型的偏差精度分析。Geomagic studio 的出现满足了人们对复杂实体建模的需求，模型重构成果能以各种格式导入到 cloudcompare、3dmax 等软件中实现进一步的操作。

4.2 建筑物三维模型重建

随着计算机视觉和虚拟现实技术在近年来的不断发展，三维校园可视化的研究已经在各高校开展起来，其智能化的特点使得高校学生改变了获取信息的方式，实现了校园信息共享。另外，可视化的研究还能对学校的建筑信息进行电子存档，为以后的修缮和重建工作提供参考^[50]。校园建筑物的模型重构作为可视化的重要内容，具有一定的实用研究价值。

轮廓特征线提取建模法是建立在点云数据空间位置的基础上来进行的，首先捕捉建筑物的窗户、墙角、柱子等构件的特征线，然后利用这些特征线所组成的规则几何体来完成建筑物的模型重建。本次实验采用徕卡 MS60 三维激光扫描仪对校园明德楼部分建筑进行了多方位的扫描，将扫描的点云数据导入 CAD 中并利用其 UCS 功能对不同立面的线框轮廓特征图进行绘制，最后将线框图转入 3dmax 中完成模型重建和纹理贴图的工作。建筑物建模的具体流程如下图 4-3：

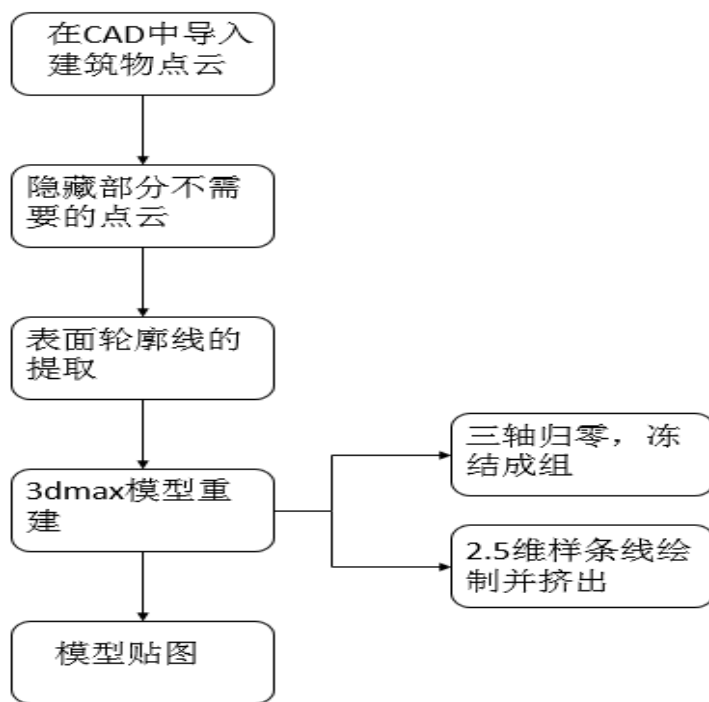


图 4-3 建筑物建模流程

4.2.1 轮廓特征线的绘制

目前 CAD 的高版本已经能够支持点云数据的导入,本次实验采用的是 CAD2014 版本。如果是首次导入某点云数据,则需要通过创建点云选项来实现;若需导入的点云数据已经在之前导入过,则可找到导入记录直接选择附着点云即可。在导入明德楼点云数据后发现其整体模型并未与坐标系对齐而有些倾斜,此时需要使用 UCS 命令来创建一个用户坐标系。CAD 默认设置的坐标系为 WCS, WCS 由于其不可变动性无法绘制不同视图的图形,而 UCS 即用户坐标系则可根据我们绘图的需求设置在不同位置,这大大增加了在 CAD 中绘制不同视图情况下轮廓的灵活性。我们将用户坐标系的原点设在点云数据的左下角,这样之后在正交模式下绘制轮廓线时更为简洁。

接下来我们可以设置不同的视图方位绘制各立面的外部轮廓,在绘制时为了避免其他立面数据的干扰,我们可以用矩形框选的形式隐藏掉暂时不需要的部分,然后选择最适合的方位进行轮廓线的绘制。另外在绘制轮廓线时还要根据所绘立面的情况灵活转换用户设定的坐标系 UCS,通常情况下我们只能在 XY 平面下绘制线条,因此在不同的立面需要建立自身的 UCS 坐标系,然后借助软件中的视图命令选择当前立面所在的视图^[51]。为了方便在 3dmax 中进行建模,可对各立面创建不同的图层并设置好颜色,这里为了避免不同颜色轮廓线之间的遮挡,统一了轮廓线颜色以便于观察。绘制完成的外立面轮廓如图 4-4:

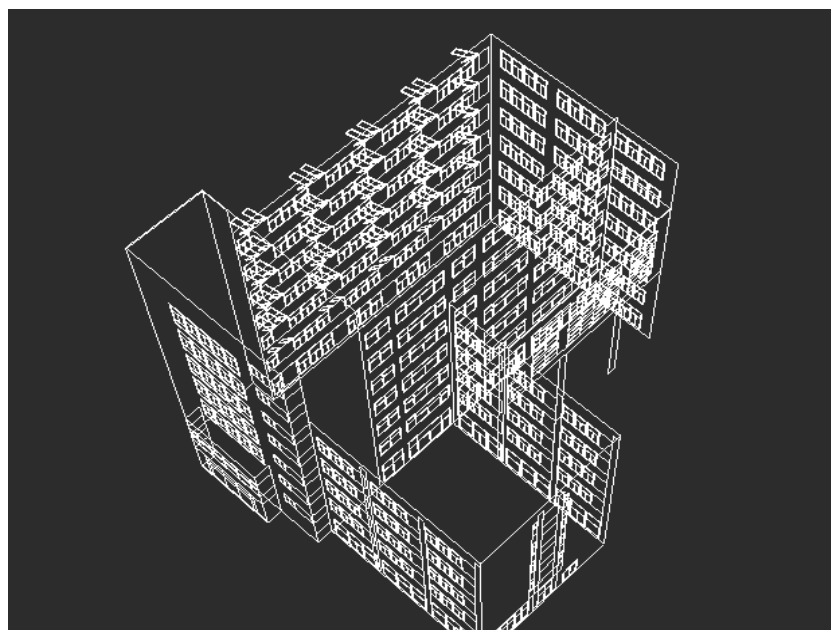


图 4-4 通过点云绘制的建筑外轮廓 CAD 图

4.2.2 模型构建

3dmax 是业内人士模型制作的常用软件, 3dmax2015 以上的版本已经可以支持点云数据的直接导入, 但它所能容纳的点云数据大小比较有限, 对于一般的计算机如果点云数据密度较大则几乎无法处理, 由此导入绘制的轮廓线进行建模是较为实用的。将 CAD 中绘制的轮廓线导入 3dmax 中使得其建模过程更为简洁, 能够通过成组、冻结、捕捉和挤出等命令快速的重构建筑模型。

首先将整体线框图导入 3dmax 中, 需要注意 CAD 与 3dmax 的单位都需设置成毫米, 否则在 3dmax 中会出现图形太小而无法显示的情况。接下来导入平面图, 执行成组和冻结图形命令, 并且将图形三轴坐标均设置为零, 使得平面图位于整个视图的中心以便于之后导入的立面能更快的与它对齐。然后在顶视图中选择 2.5 维捕捉的方式绘制样条线, 根据样条线的编辑命令按照实际的尺寸挤出相应的厚度。随后逐个导入其他视角的立面图, 同样按照捕捉样条线挤出的方式实现各视图的模型重建^[52]。需要注意的是在绘制后导入视图的样条线时需要先将先前视图建好的模型及线框隐藏, 并将当前视图冻结以防捕捉时无法有效的获取所需的节点。对于窗户和门等构件分别成组并进行细部的模型构建, 同时为了便于区分和贴图可将各组设置不同的颜色, 前视图的构建结果如图 4-5, 前视图的窗框均设置为蓝色, 而门框设置为黄色。

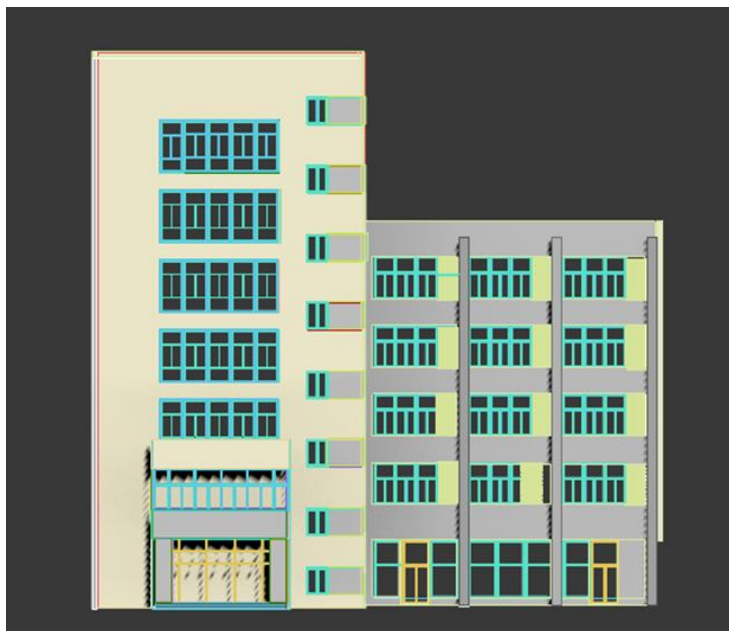


图 4-5 模型前视图

上述生成的各视角的模型已经基本表现了建筑的外部轮廓和门窗等细部特征, 最后我们还需要将各单面的模型在透视图拼接为一个整体并进行模型贴图以更

真实的还原建筑物的原始形态。建筑物的形状较为规则，因此无需进行 UV 等操作，利用之前用扫描仪采集的纹理信息和 Photoshop 的优化处理得到的贴图效果见下图 4-6。

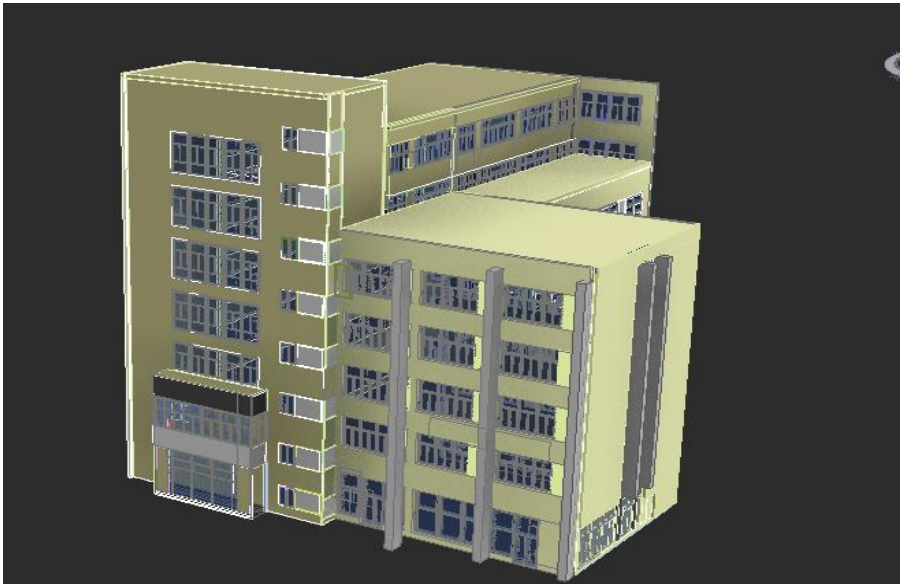


图 4-6 3dmax 重建及贴图结果

4.2.3 精度分析

本次实验利用 TS30 全站仪量测建筑物部分构件的尺寸，每个部位尺寸测量三次取平均值，再将重建的点云模型导入 Geomagic studio 中在相同的部位量取长度，通过尺寸的绝对误差来评定建筑物建模的精度，各构件的尺寸见下表 4.1。从表中可知，明德楼建筑主体模型相对较大，绝对误差为 0.016m，而门、窗、柱子的绝对误差均在 1cm 以内，由各部位的误差计算出明德楼建筑模型平均误差为 0.007m，整体精度较高。

表 4.1 建筑物模型精度分析

项目	主体长	主体宽	玻璃宽	玻璃长	柱子长	柱子宽	大门长	大门宽
点云量测距离 m	33.482	31.865	1.335	2.412	11.812	0.779	5.557	3.595
模型距离 m	33.498	31.897	1.341	2.419	11.817	0.782	5.563	3.592
绝对误差 m	0.016	0.012	0.006	0.007	0.005	0.003	0.004	0.003

4.3 雕塑曲面重建

本次实验选择学校的茅以升雕塑，将配准后的点云导入 Geomagic studio 分点处理、多边形处理和曲面重建三个阶段进行模型重建工作，模型重建的流程如下：

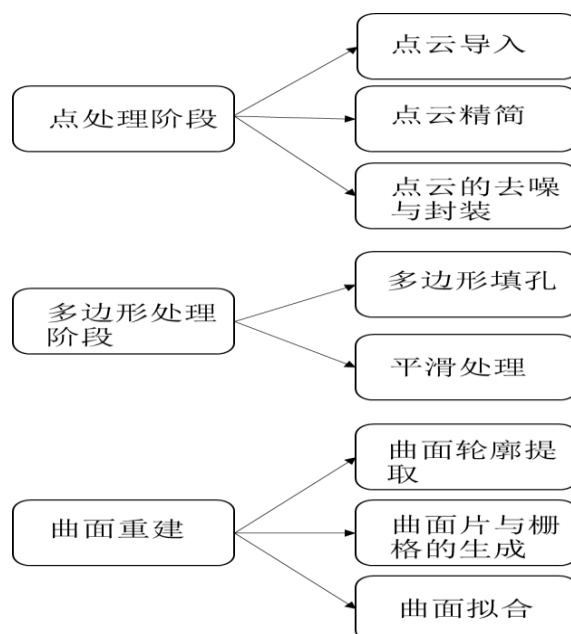


图 4-7 Geomagic studio 模型重建流程

4.3.1 点处理阶段

① 点云导入

经过三维激光扫描获取的点云数据需要在徕卡仪器自带的后处理软件 Infinity 软装中转换成 txt 格式，随后导入 Geomagic studio 软件中进行处理。在将点云导入 Gs 软件后，由于缺少 RGB 信息此时的点云颜色暗淡，需要进行着色处理，下图 4-8 为着色后的点云。

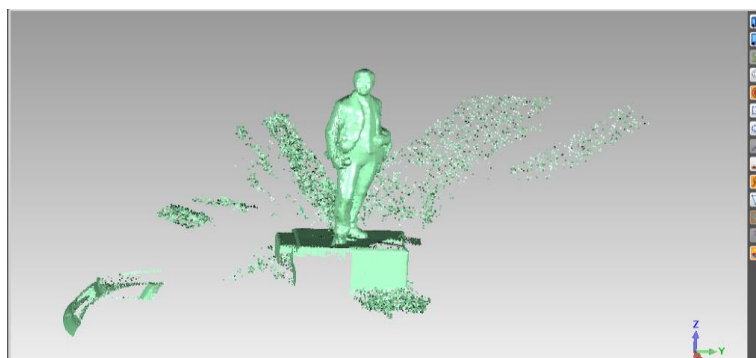


图 4-8 经过着色处理后的雕塑点云

② 点云的精简

点云数据在前期的配准阶段虽然取得了较好的效果，但待配准的两片点云所共有的重叠部分在配准后可能会造成数据的冗余，重采样点云数据使其分布均匀合理能有效的解决这一难题。GS 软件有四种重采样的方法，根据对采集雕塑形状特征进行分析，茅以升雕像结构较为复杂且部分区域曲率较大，因此在这里选取曲率法采样，该方法主要是对较平坦的区域进行点数目的精简，而对于曲率较高的区域则基本保持其点数目不变从而保留细节特征。

③ 点云的去噪与封装

本次扫描的雕塑实体较小且处于草坪、阶梯、道路之间，因此在扫描过程中难免会产生无关的离群噪声点。Geomagic studio 中设置一定的阈值即敏感度来去除游离于整体点云之外的孤点，这里去除孤点的过程通常要进行多次操作来寻找最合适的阈值，最终选取的阈值为 55。另外还可通过评估点云内部的邻域点关系来去除内部噪声点。至此点部分的工作已经完成，此时点云之间没有明确的拓扑关系，而构建模型必须要清楚它们之间的联系，在 Geomagic studio 中我们通过封装点为多边形来建立这些关系。在选取三角形数目和执行质量后即构建了点的多边形网格结构，封装后的点云三角网模型见图 4-9。

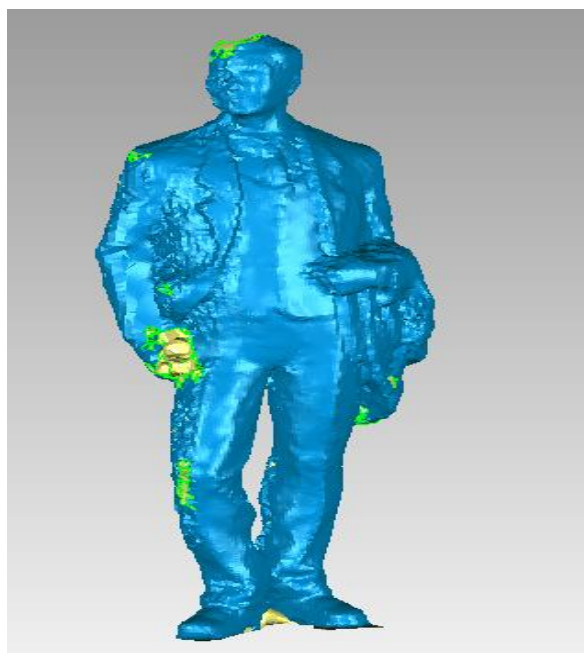


图 4-9 封装后的雕塑点云

4.3.2 多边形处理阶段

① 多边形填孔

首先需要创建流行，即删除封装三角形中与其余三角形没有关系（至少要有一边与其余三角形重合）的部分图形。造成多边形出现孔洞的原因较多，可大致分为以下三类：

1) 目标对象表面由于风吹日晒造成材料脱落，这样材质的不同会造成对激光反射能力的不同从而形成孔洞；

2) 扫描区域周围有其他地物及随机噪声的遮挡，或者仪器即使变换视角也无法采集到的盲区。如本次扫描中茅以升雕像的顶部由于视角和仪器所限，无法采集到雕像头顶的部分数据，这就不可避免的造成了点云的缺失。

3) 在先前的点云配准和去噪等预处理流程中未能达到应有的效果，从而使点到多边形的三角化过程出现偏差。

在填充孔的工作中，主要包括基于曲率的全部孔、部分孔与搭桥三种填充类型，其中全部只需要选中需要修补的孔的位置和其边缘就能进行修补，对于雕像的修补这种方式更为便捷且效果较好。在修补孔洞时应遵循先补小洞再补大洞的原则，雕塑表面的复杂多面性使待填充的各孔洞相互影响，有时在修补某一面的孔洞若不慎选中了另一面的孔洞软件会报错，而先修补小型的孔洞再进行大孔洞的处理能有效避免这一问题。另外如果孔洞过大，直接执行全部命令会造成填充区域与周边区域曲率相差过大，此时应采用搭桥的方式将孔洞分为几个较小的孔来进行填充。孔洞填充后的多边形结构如图 4-10 所示：

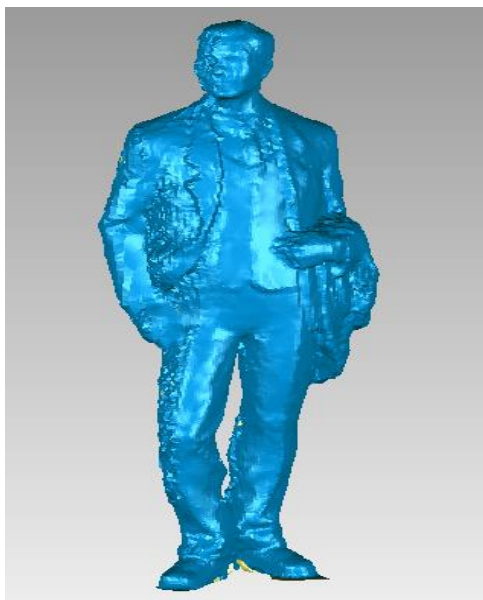


图 4-10 孔洞填充后的多边形结构

② 平滑处理

虽然在点处理阶段已经对噪声进行了去除，但修补孔洞后的多边形模型由于其曲率与周围网格难以保持一致，会出现尖角和一些凹凸不平的现象，这样造成多

边形网格的表面不够平滑，对于一些小的凹凸区域我们可以运用软件中的去除特征将其进行处理，然后还可通过删除钉状物和松弛操作删除多边形网格中的尖角并进行整体的平滑。封装后的多边形网格所创建的三角形数量较多，过多的三角形会显著增加曲面构建过程的时间，因此根据实际需要采用 GS 中的简化命令选取减少三角形的百分比来解决问题，简化后的网格细节特征能够得以保留。最后在进行曲面构建之前我们还需使用网格医生命令对多边形网格进行修复，见下图 4-11，能够对之前遗漏或未能处理的问题进行诊断并统一处理。



图 4-11 网格医生对多边形细小问题进行统一处理

4.3.3 曲面重建阶段

NUBRS（非均匀有理 B 样条）建模通常由曲线和曲面拟合而成，其中非均匀性表示通过移动曲面中某个顶点其周围区域的分布情况会受影响。在曲面的重构过程中，修改控制顶点的位置即可按照不同需求生成各种形状的实体，这在一定程度上增加了灵活性并优化了曲面重构过程，因此 NUBRS 建模方法适用于复杂实体的重建。大量研究表明，B 样条与贝赛尔曲线无法精确模拟二次曲线，而 NUBRS 曲面能够通过优化的数学函数来完成精确表达，并由曲线的函数表达推算出曲面的表达方式，进而实现雕塑模型的拟合重建。

Geomagic studio 中曲面建模由探测轮廓线开始，生成轮廓线时若出现了相交曲线的情况，需要通过移动顶点等方式修正网格点的位置，必要时需要返回多边形阶段查找出错的地方后重新抽取轮廓线。如果没有出现相交曲线，还需要仔细审查轮廓线是否完全包括了整个实体，可进行提升约束操作通过修改曲线与轮廓线的

函数来优化轮廓线。轮廓线的生成如图 4-12。

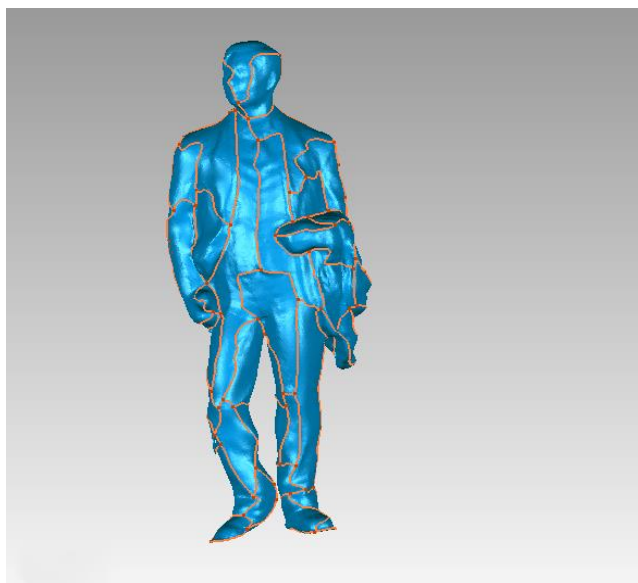


图 4-12 曲面轮廓提取

随后应进行曲面片的构造工作，曲面片在选取一定参数并自动生成后仍需进行重新排列曲面片和松弛操作来使其分布均匀，从而保证质量。接下来在编辑好的曲面片上执行栅格的构造，栅格图形的分辨率按照最终模型的精度需要来选择，本次实验选择的分辨率为 30，栅格中的连接点即控制顶点。与曲面片类似，栅格网也需检查相交部分并进行修复，另外还要视情况对栅格网结构进行松弛和优化等操作。曲面片与栅格网的生成图分别见图 4-13 与 4-14，图 4-15 为栅格细部构造图。

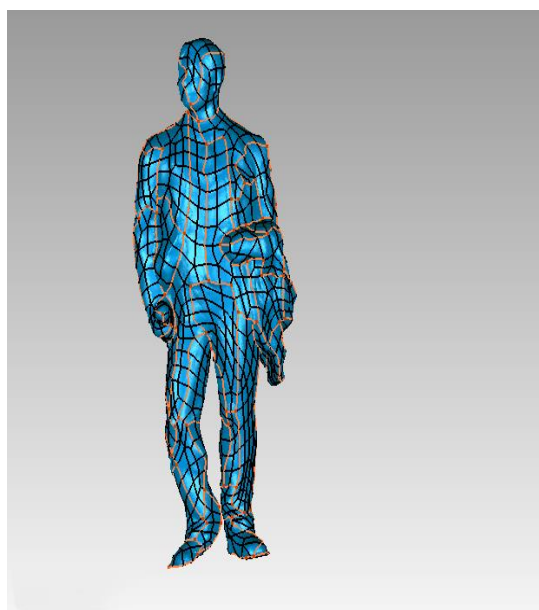


图 4-13 曲面片生成图

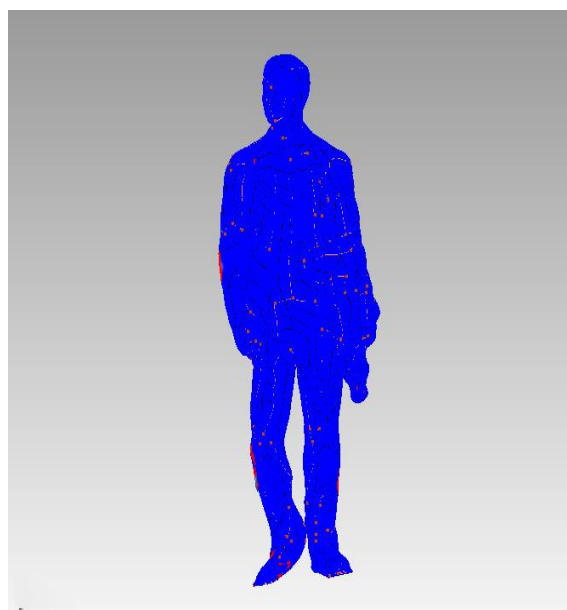


图 4-14 栅格构造图

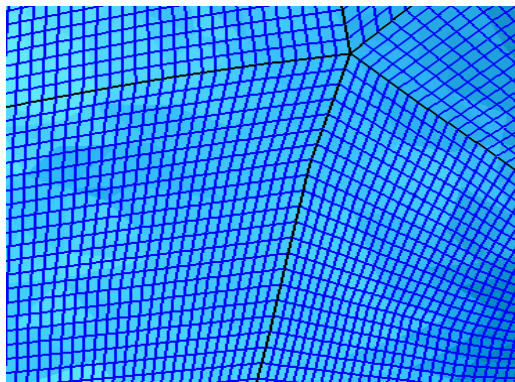


图 4-15 栅格细部构造图

在栅格网编辑好并经过检查修复操作后,运用 geomagic 中的 NUBRS 曲面生成功能,选择控制顶点数目和公差,完成最终的模型重建工作,最终的 NUBRS 模型如下图 4-16 所示。

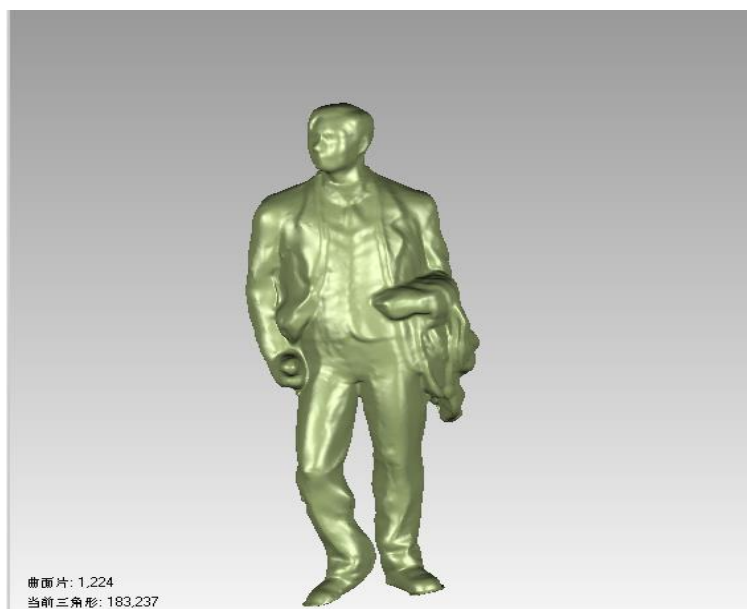


图 4-16 最终 NUBRS 曲面图

4.3.4 模型偏差分析

尽管点云三维模型重构技术已日趋完善,但对于点云模型质量的评价方法研究目前尚未成熟。在为数不多的评价方法中,较为受研究人员推崇的方法是将重构模型与目标对象现实尺寸进行比对,分析其偏差大小。需要注意的是,不同对象对应的重构模型其精度要求截然不同,对于用于可视化的现代都市建筑物来说,厘米级的误差已能够满足视觉要求;而雕像、古建筑重建和汽车部件等由于其本身结构的复杂性,精细程度可能要求到毫米甚至微米级。当然较高精细度需要昂贵的设备和成熟的技术手段作为支撑,因此对不同应用的扫描对象应仔细分析并采取合适

的精度评价指标。

本次采集的茅以升雕像点云数据表面结构较为复杂，因此相对于建筑物的模型其精度要求较高。在构建完成的模型上执行偏差分析命令，生成的偏差分布图如图 4-17。

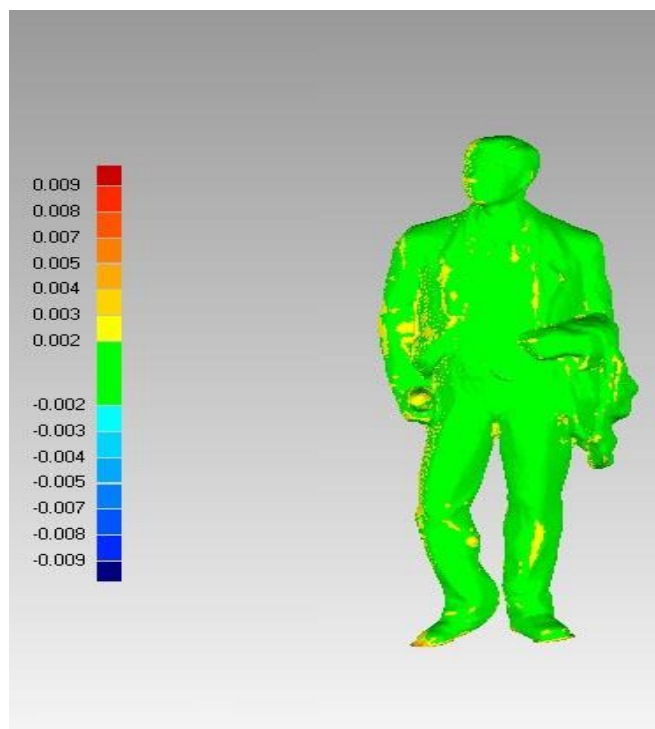


图 4-17 模型偏差示意图(单位: m)

仔细分析偏差分布图不难看出，模型的整体精度较高，偏差从-9mm 到 9mm，平均偏差为 2mm，大部分的偏差处于 2mm 到 4mm 之间。根据对雕塑实体采集过程和后续处理过程的分析，造成偏差较大的原因主要是手臂与身体之间、头顶等部分由于雕像顶面自遮挡和仪器视角的原因无法采集完整数据，因此采取了添加点和多边形填孔等方式进行修补，这些部分的平滑程度和曲率出现了一些误差。

4.4 两种建模方法的对比分析

以上对不同类型的目标实体校园建筑与雕塑采用了 NURBS 曲面建模法和线框绘制轮廓线的建模法，从各自的建模效果可进行进一步的分析：

对于表面轮廓形状较为复杂的目标实体如雕塑、古建筑、地形数据等，应采用将点云转换为三角网从而拟合表面模型的方法，这种方法能够最大限度的保留复杂实体的部分细节特征，如果采集的点云数据质量较高则能大量缩短模型重建的时间。

对于形状较为规则的大部分城市建筑物，由于激光在穿透玻璃等介质时会被大量的吸收，采集的点云数据在玻璃处会有比较明显的缺失情况，这些漏洞在三角网建模中很难完全有效的修复，因此采用线框绘制轮廓特征线来进行模型重建。此方法不需要点云有较高的精度，且后续的特征线提取相对简单，数据占据的空间较小。下表 4.2 为对两种建模方法进行了对比。

表 4.2 两种建模方法对比

项目	轮廓特征线提取法	NURBS 曲面建模法
建模效率	耗时较长大约需五天	耗时较短大约需一天
工作量	人工参与多，工作量较大	人工参与少，工作量较小
模型精度	可达到 cm 级	可达到 mm 级
对点云数据的要求	要求较低，只需特征点云	点云的完整性要求较高
适用对象	形状较规则的实体	形状较为复杂的实体

4.5 本章小结

本章介绍了对实地采集的建筑物与雕塑点云数据采用两种不同的方式进行模型重构的详细流程：

①在建筑物的三维重建过程中，主要研究了根据不同的视图灵活设定 UCS 坐标系并适当隐藏其他视图从而更有效率的绘制出建筑物外轮廓特征图，在 3dmax 中须对轮廓特征图进行成组和三轴归零，将单面建模的成果拼接在一起同时完成贴图工作。最后将用全站仪量测的建筑物部分构件与在模型上量取的相同部位尺寸进行了比较，对建筑物的模型精度进行了评价。

②利用 Geomagic studio 对雕像数据进行模型重构，重点研究了从点封装成多边形最后拟合成 NUBRS 曲面的过程，其中三角网孔洞修复和曲面片的建立需要根据部分区域的结构特点采取不同的方式进行处理。最后将点云与模型的偏差作为精度评价的标准，对雕塑重构模型进行了精度评定。

③对两种方式的特点和适用性进行了分析对比，为以后的相关工作提供了参考。

第五章 结论与展望

5.1 结论

三维激光扫描仪器与相关的点云数据处理软件在近十年来经过了飞速的发展过程,其扫描系统的逐渐完善也给三维扫描应用于更广阔的邻域带来了契机。本文主要研究了多视点云拼接的相关问题,并对表面不同形状的规则物体与非规则物体的模型重构进行了研究,提出了两种物体各自适用的建模方法,现将本文的内容归纳总结如下:

(1)对三维激光扫描技术的原理和在各领域的应用进行了阐述;简要介绍了多视点云配准和三维点云模型重构近年来的研究现状,阐明了两项工作的重要价值;通过查阅文献资料对三维激光扫描的原理进行了研究,运用徕卡 MS60 仪器对校园的两种不同类型对象进行了点云采集工作。

(2)在点云数据去噪方面,对建筑物点云数据利用 cloudcompare 软件的相关功能进行噪声的去除。对于雕塑点云数据通过设定合适的参数运用半径滤波与统计滤波的方式去除大尺度噪声,采用双边滤波与优化权因子的双边滤波算法进行小尺度噪声的去除,基于雕塑点云进行了对比分析实验,有效的去除了噪声。

(3)在多视点云配准方面,对建筑物点云数据采用标靶配准与 ICP 配准相结合的方式,取得了较好的效果;对于 bunny 和雕塑点云数据,将配准分为初始位姿估计与精细配准两个步骤,详尽介绍了初始配准和 ICP、NDT 配准的流程原理,将基于 FPFH 算子的 SAC-IA 初始位姿估计方法分别作用于 ICP 与 NDT 算法之上并与传统算法进行比对,结果证明 SAC-ICP 的配准精度及效率都更高。

(4)对获取的两种不同形状的点云采用不同的方法分别进行三维重构,简要说明了两种方法各自使用的软件并对软件的特点进行了介绍。对于建筑物的建模,在 CAD 中利用点云数据描绘出轮廓特征线并导入 3Dmax 进行模型构建和贴图;对于雕塑数据建模,则是在 Geomagic studio 中经过点云封装成三角网再拟合成 NURBS 曲面的方式完成建模。针对两种实体的模型重构实例,分析了两种模型重构方法各自的适用性和精度。

5.2 展望与不足

本文对实地数据采集的数据进行了点云处理和模型重建的相关研究,取得了

一定的成果，但在研究的过程中也遇到了许多问题，接下来需要从以下几个方面做进一步的研究：

(1) 本文只是对于建筑物的外表面进行模型重建，对于工程应用来说建筑物室内的数据同样很有价值，另外建筑物周边的场景建模也是三维可视化的一部分，因此接下来需要继续研究室内以及大面积场景的建模，这对实现三维校园可视化建模有重要意义。

(2) 在雕像的三维模型重构过程中，由于仪器和扫描视角的原因使得采集点云出现了一些孔洞缺失，虽然通过后续的处理修复了孔洞，但模型的重构精度也相应的损失了一些。如果使用手持式三维激光扫描仪来对以雕像为代表的复杂实体进行数据采集则可有效的避免点云缺失的问题，因此关于手持扫描仪的应用研究是很有必要的。

(3) 目前关于三维重构的模型质量评价还没有统一的标准。本文通过雕像重构模型与原始点云数据的偏差大小来评判模型质量的方法没有足够的理论和实践的支撑，下一步需要进一步探索在理论和实践都可行的模型质量评价方法。

致 谢

研究生三年的学习生活转眼间就要结束了,过去三年的经历让我受益良多,在此向所有关心帮助过我的老师、家人、朋友、同学致以最诚挚的谢意。

首先要感谢的是我的导师徐金鸿副教授。在刚开始步入研究生阶段之时由于自己本科学习的专业与研究生专业有一些差异,对许多专业相关的知识不太了解,徐老师积极引导我阅读专业的一些书籍并定期让我汇报学习情况,这帮助我在较短的时间内掌握了基础知识。另外,徐老师一丝不苟的科研精神也感染着我,经常教导我们要将最饱满的热情投入到学习中,在打好理论基础的同时研究问题的本质,同时接触新方法新事物,这让以前对待学习较为懒散的我端正了态度,在学习上取得了较大的进步。在论文的撰写过程中,徐老师会定期检查我的论文进度并指出我的不足之处,并悉心的提出修改意见。在此我向徐老师表达我深深的敬意和感谢。

感谢重庆交通大学测绘科学与技术专业冯晓、潘建平、韦春桃、曹智翔、潘国兵等全体老师在专业课程学习和论文撰写过程给予的指导和帮助,在各位老师身上学到了许多有用的知识和为人处事的道理,这是我人生道路上的一笔财富。

感谢师兄弟以及宿舍的各位室友在数据采集阶段给予的帮助以及对我论文的修改提出的宝贵意见,在三年的学习生活中我们共同经历了很多,也收获了很多,与你们相处的岁月非常开心,祝愿你们学习进步、工作顺利。

感谢我的父母,你们总是竭尽所能的让我接受最好的教育,但没有给我较大的学习压力,让我在一个宽松快乐的环境中健康成长。你们用乐观积极的生活态度感染着我,在我遇到困难时能耐心的听我诉说烦恼,为我照亮指明了生活前进的方向。希望我的父母及其他家人能永远健康。

参考文献

- [1]王方建, 习晓环, 万怡平, et al. 大型建筑物数字化及三维建模关键技术分析[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(1):000144-150.
- [2]李清泉, 杨必胜, 史文中等. 三维空间数据的实时获取、建模与可视化[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003.
- [3]马立广. 地面三维激光扫描测量技术研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2005.
- [4]Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 1992.
- [5]Rusinkiewicz S. Efficient Variants of the ICP Algorithm[J]. Proc. 3DIM, 2001, 2001.
- [6]Sharp G C, Lee S W, Wehe D K. ICP Registration Using Invariant Features. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1):90-102.
- [7]Nishino K, Ikeuchi K, Miyazaki D. Robust Simultaneous Registration of Multiple Range Images[M]// Digitally Archiving Cultural Objects. 2008.
- [8]Senin, Colosimo, B. M, et al. Point set augmentation through fitting for enhanced ICP registration of point clouds in multisensor coordinate metrology[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2013, 29(1):39-52.
- [9]Liu J, Zhu J, Yang J, et al. Three-dimensional point cloud registration based on ICP algorithm employing K-D tree optimization[C]// Eighth International Conference on Digital Image Processing. International Society for Optics and Photonics, 2016.
- [10]Altuntas, Cihan. Pair-wise automatic registration of three-dimensional laser scanning data from historical building by created two-dimensional images[J]. Optical Engineering, 2014, 53(5):053108.
- [11]戴静兰, 陈志杨, 叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3):517-521.
- [12]周儒荣, 张丽艳, 苏旭. 海量散乱点的曲面重建算法研究[J]. 软件学报, 2016, 12(02):249-255.
- [13]刘斌, 郭际明, 邓祥祥. 结合八叉树和最近点迭代算法的点云配准[J]. 测绘科学, 2016, 41(2).
- [14]李仁忠, 杨曼, 田瑜. 基于 ISS 特征点结合改进 ICP 的点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017(11):312-319.
- [15]张梅, 文静华, 张祖勋. 基于欧氏距离测度的激光点云配准[J]. 测绘科学, 2010, 35(3):5-8.
- [16]王佳婧, 王晓南, 郑顺义. 三维点云初始配准方法的比较分析[J]. 测绘科学, 2018.
- [17]Biber P. The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching[J]. Proc. of IROS2003, 2003.
- [18]Takeuchi E, Tsubouchi T. A 3-D Scan Matching using Improved 3-D Normal Distributions Transform for Mobile Robotic Mapping[C]// 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2007.
- [19]Magnusson M, Elsrud R, Skagerlund L, et al. 3D Modelling for Underground Mining Vehicles[C]// Conference on in Simsafe. 2005.
- [20]王鹏, 李少达, 赵雪. 基于拟牛顿法改进的 3D 正态分布变换点云配准算法[J]. 地理信息世界, 2017(05):50-52.

- [21] Allen P K , Stamos I , Troccoli A , et al. 3D Modeling of Historic Sites Using Range and Image Data[C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2003.
- [22] 吴静, 靳奉祥, 王健. 基于三维激光扫描数据的建筑物三维建模[J]. 测绘工程, 2007, 16(5):57-60.
- [23] 赵煦, 周克勤, 闫利. 基于激光点云的大型文物景观三维重建方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(7): 684-687.
- [24] 万怡平, 习晓环, 温奇, et al. 地面点云数据快速重建建筑模型的分层方法[J]. 测绘工程, 2015(5):47-51.
- [25] 于海霞. 基于地面三维激光扫描测量技术的复杂建筑物建模研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2014.
- [26] Thanh N T , 刘修国, 王红平, et al. 基于激光扫描技术的三维模型重建[J]. 激光与光电子学进展, 2011, 48(8).
- [27] 王旻. 基于地面三维激光点云数据的三维重构研究[D]. 西安: 长安大学, 2016.
- [28] 杨延涛. 基于点云的数据处理技术及三维重建研究[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2016.
- [29] 白成军. 三维激光扫描技术在古建筑测绘中的应用及相关问题研究[D]. 天津: 天津大学, 2007.
- [30] 杨俊志. 地面激光扫描仪的测量原理及其检定[M]. 测绘出版社, 2012.
- [31] 张庆圆. 三维激光扫描技术在工业三维 GIS 中的应用研究[D]. 焦作: 河南理工大学, 2011.
- [32] 索俊锋, 刘勇, 蒋志勇, et al. 基于三维激光扫描点云数据的古建筑建模[J]. 测绘科学, 2017(03):182-188.
- [33] 张琛, 董晨洋. 基于三维激光扫描的滑坡变形监测与数据处理研究[J]. 世界有色金属, 2017(8):85-85.
- [34] 杨斌杰. 基于特征点提取的点云配准算法研究[D]. 南昌: 东华理工大学, 2015.
- [35] Rusu R B , Cousins S . 3D is here: Point cloud library (PCL)[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2011, Shanghai, China, 9-13 May 2011. IEEE, 2011.
- [36] 彭占伟. 基于 K 近邻的点云数据处理研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2014.
- [37] 张永恒. 散乱点云数据配准方法研究[D]. 西安: 长安大学, 2015.
- [38] 张维强. 地面三维激光扫描技术及其在古建筑测绘中的应用研究[D]. 长安大学, 2014.
- [39] 王潇潇. 地面三维激光扫描建模及其在建筑物测绘中的应用[D]. 长沙, 中南大学, 2010.
- [40] 张哲, 许宏丽, 尹辉. 一种基于关键点选择的快速点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(12).
- [41] Rusu R B , Marton Z C , Blodow N , et al. Towards 3D Point cloud based object maps for household environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(11):927-941.
- [42] Moussa A , Elsheimy N . AUTOMATIC REGISTRATION OF APPROXIMATELY LEVELED POINT CLOUDS OF URBAN SCENES[J]. Isprs Annals of Photogrammetry Remote Sensing & Spatial Informa, 2015, II-3/W5:145-150.
- [43] Rusu, R.B., Blodow, N., Beetz, M . Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D Registration, in: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2009. 3212-3217.
- [44] 徐万鑫, 许宏丽. 改进的 ICP 算法在点云配准中的应用[C]// Chinese Conference on System Simulation Technology & Application. 2012.
- [45] Fischler M A , Bolles R C . Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6):381-395.

- [46]付怡然. 集成 ICP 和 NDT 的地面激光扫描点云渐进配准方法[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
- [47]孙正林. 三维激光扫描点云数据滤波方法研究[D]. 长沙: 中南大学, 2011.
- [48]陈雪荣. 三维激光扫描点云数据分类去噪及空洞修复算法研究[D]. 西安, 长安大学, 2017.
- [49]袁华, 庞建铨, 莫建文. 基于噪声分类的双边滤波点云去噪算法研究[J]. 计算机应用, 2015.
- [50]付晨, 徐爱功, 徐辛超. 基于三维激光扫描的校园建筑物三维建模研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(11).
- [51]刘莎. 基于 3DMAX 城市三维建模与精度的研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2015.
- [52]方明. 基于 3Dmax 的建筑物三维模型构建[J]. 交通科技与经济, 2017(3)

攻读硕士学位期间取得的科研成果

已发表论文:

曾如铁, 徐金鸿. 基于 PCL 的点云数据粗配准算法研究[J]. 测绘科学技术, 2019, 7(1): 18-23.