南京理工大学

硕士学位论文

地面LiDAR影像数据的配准技术研究

姓名：杨槟

申请学位级别：硕士

专业：控制理论与控制工程

指导教师：郭玲

20090613

摘 要

基于激光雷达(LiDAR)影像数据的三维重建技术近年来发展迅速，并体现出了广阔的应用前景和价值，如何快速、准确地再现三维模型或场景的重建技术受到人们越来越多的关注。影像数据配准作为三维重建技术中的关键部分，也成为人们研究的热点。

本文以较大规模、有较多平面特征的室外建筑为研究对象，利用中长距地面 LiDAR 设备获取模型的空间位置数据、设计实现配准算法，并对算法的有效性进行验证。主要工作如下：

(1) 从实验室现有的 LMS-Z 系列三维激光扫描仪及配套软件 Riscan Pro 出发，研究了 LiDAR 影像数据的采集流程及基于反射体的影像数据配准原理。结合本文所处理对象的特征，分析了基于反射体配准的缺点和局限性，明确了 LiDAR 影像数据配准算法研究的重要性。

(2) 通过对采集到的影像数据进行目标提取和基于法向误差方法的数据精简，在保留数据特征的基础上减少了数据量。采用 Stamos 提出的平面分割算法对研究对象的影像数据进行平面分割，并利用得到的多幅平面点集实现了影像数据初始配准。

(3) 分析了经典 ICP 自动配准算法的优缺点，针对所处理对象包含大量平面特征的特点，对该算法进行了改进，并通过将平面分割算法和球形三角约束近邻搜索算法 STCNN 相结合，在(2)中配准结果的基础上实现了对象影像数据的自动、精确配准。

上述算法均在 VC++平台下结合可视化类库 VTK 进行实现，并通过在校园内实地采集的数据验证了算法的有效性。

关键词：激光雷达，平面分割算法，ICP 算法，配准

Abstract

The 3D reconstruction technique based on LiDAR range image has developed rapidly in recent years, demonstrated broad application prospects, and thus attracted lots of attention. Range image registration, one of the key parts of 3D reconstruction technique, has become a research focus.

Large-scale buildings with obvious planar characteristics are taken as research objects in this paper. Their range images are acquired by our middle-long terrestrial LiDAR equipment. The registration algorithm of range images is designed, and tested. The main work of the paper is as follows:

(1) Firstly, the flow of LiDAR range image acquisition and the registration via reflectors are studied with the LMS-Z series LiDAR system and its software Riscan Pro in our laboratory. The disadvantages and limitations of reflector-based registration are analyzed for objects we focus on, and the importance of registration algorithm for LiDAR range images is emphasized.

(2) Secondly, Initial registration is achieved by feature extraction and data reduction based on normal direction error, planar segmentation for our objects based on Stamos' segmentation method, and planar point sets calculation.

(3) Finally, result of step (2) is refined and an accurate registration is achieved by improving ICP algorithm after an analysis on the advantages and disadvantages of the basic ICP algorithm for objects with many planar features, and combining planar segmentation algorithm with spherical triangle constraint nearest neighbor (STCNN).

The above algorithms are implemented with VC++ and Visual Data Structures Class Library VTK, tested by real data collected on the campus, and proved effective by experimental results.

Key words: LiDAR, Planar Segmentation Algorithm, ICP Algorithm, Registration.

声　明

本学位论文是我在导师的指导下取得的研究成果，尽我所知，在本学位论文中，除了加以标注和致谢的部分外，不包含其他人已经发表或公布过的研究成果，也不包含我为获得任何教育机构的学位或学历而使用过的材料。与我一同工作的同事对本学位论文做出的贡献均已在论文中作了明确的说明。

研究生签名：杨雄　　2009年6月30日

学位论文使用授权声明

南京理工大学有权保存本学位论文的电子和纸质文档，可以借阅或上网公布本学位论文的部分或全部内容，可以向有关部门或机构送交并授权其保存、借阅或上网公布本学位论文的部分或全部内容。对于保密论文，按保密的有关规定和程序处理。

研究生签名：杨雄　　2009年6月30日

1 绪论

1.1 课题研究背景及意义

随着计算机技术的普及，数字化技术在各个领域得到了快速发展。数字城市、虚拟现实、数字博物馆和三维网络游戏等三维虚拟场景已广泛地深入到人们的日常生活中。但这些三维场景很多只是纯粹的三维虚拟模型，不具备真实场景精确的几何数据，不能充分满足人们对模型真实感的需求。为得到具有真实感的重建模型，需要获取场景精确的三维表面数据。传统获取三维数据的方法是靠人工取点，该方法不仅耗时，也无法获得高密度的采样来对表面进行较精确的近似。激光扫描技术的出现，为上述问题的解决提供了新的途径。

LiDAR[1](Light Detection And Ranging)，称为激光雷达，是激光扫描与探测系统的简称。LiDAR系统主要分为两大类：机载LiDAR系统和地面LiDAR系统，本文研究的是静态地面LiDAR系统(基于脚架)。一个地面LiDAR系统主要由三部分组成：三维激光扫描仪、控制器(计算机)和电源供应系统。三维激光扫描仪是系统的核心设备，主要包括激光测距系统，同时也集成了CCD数字摄影系统，仪器内部控制和校正系统等。

地面激光雷达是一种集成了多种高新技术的新型测绘仪器，采用非接触式高速激光测量方式，可以对地形及复杂物体进行快速扫描，获得物体三维表面的阵列式几何图形数据，即LiDAR影像数据(Range Image)，由于数据点非常密集，数据也被称为点云(Point Cloud)。在使用三维激光扫描仪获取场景的影像数据时，由于遮挡物和激光的不可透射性，一个位置(视点)扫描不能得到场景完整的表面数据，必须进行多视点扫描。每个视点都有自己的三维激光扫描仪局部坐标系，若要建立完整的三维模型，必须对多个视点进行配准，即将不同坐标系下的数据变换到同一坐标系下。数据配准是三维重建流程中的一个关键环节，配准的精度将直接影响到重建模型的精度。因此选择一个高效且高精度的配准算法是整个三维重建技术的关键。

相比与传统基于图片的三维重建，基于LiDAR影像数据的三维重建技术不受曲面复杂度影响，且由于表面数据采样密度足够大，有利于恢复出具有准确几何信息、较强真实感的三维模型。快速、精确、非接触等优点使得基于三维激光扫描的三维重建技术在下述领域中显示出广阔的应用前景：

(1) 文物保护和考古领域

当发生不可抗拒因素而使得文物遭到破损时，利用三维激光扫描技术和三维可视化技术进行数据采集、分析和描述这些文物的特征与细貌，能够为文物的保护、修复提供真实、详尽的科学依据。三维重建技术同样在考古方面也得到了广泛应用，例如湖南出土的千年唐代女干尸的三维重建模型。构造出具有真实感的三维模型可为对象的研究和

分析提供方便。

(2) 数字化城市

建筑物和道路的提取和重建也是 LiDAR 数据应用的重要方面。在数字化城市中，建筑物是最重要的部分，因此建筑物的三维重建是一项很重要的工作。LiDAR 影像是建筑物重建的主要数据源，为三维城市数据的获取提供了最经济快捷的方法。数字化城市可以方便城市规划、移动通信组网、灾害事故管理、噪音和大气污染分析等等。

(3) 医学领域

医学仿真已经成为手术中很重要的一个环节。医生可以事先取得被手术对象的三维模型，在模型上进行切除、钻孔和重新定位等实践，设计出手术方案，从而有利于缩短手术时间，减少手术风险和病人的不适。三维重建配合快速成型技术被广泛应用在医疗诊断和外科手术策划中，能有效地提高诊断和手术水平，节约费用。该技术还可以为诊断治疗和教学提供直观、能触摸的信息记录，易于测量，利于深入研究。

此外，在逆向工程、数字娱乐和工程建设等诸多领域对三维重建模型也有同样的需求。正是基于其广阔的应用前景和价值，能快速、精确地真实再现三维场景模型的重建技术也成为人们广泛关注的热点之一。近年来，国外学者对基于激光扫描技术在大场景三维重建上的应用进行了大量研究，并使其得到了很好的应用。国内在该领域的研究还处于发展阶段，但经过很多人的努力研究和不断创新，国内在三维重建技术的应用方面也逐渐形成了自己的体系。本课题利用实验室所具备的三维激光扫描仪设备，在学习国内外建模经验的基础上，旨在对三维重建技术的关键环节配准算法做进一步研究，为三维建模技术积累经验。

1.2 三维重建流程及分析

三维场景重建是通过对影像数据的一系列处理来实现的。尽管对基于不同激光扫描数据三维重建的技术和方法不尽相同，但一般的重建流程如下图 1.1 所示。目前，基于 LiDAR 影像数据三维重建技术的有效性已在实验室环境下得到了验证，在大场景的三维重建工程中也得到了应用。下面对重建流程中各模块分析如下：

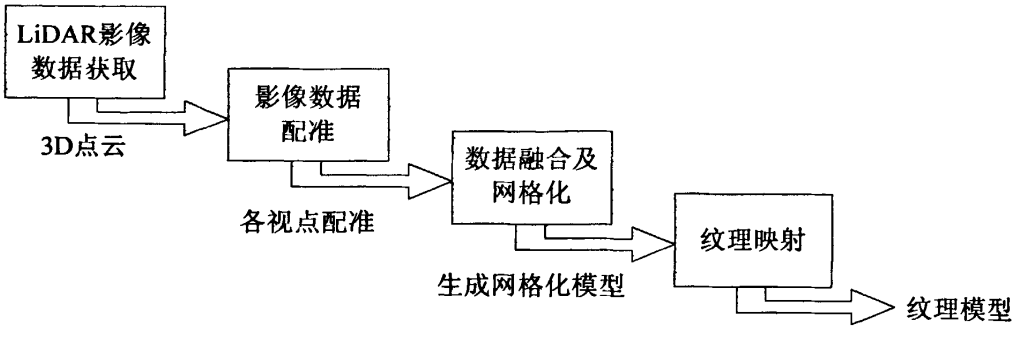


图 1.1 基于 LiDAR 影像数据的三维场景重建流程

(1) LiDAR 影像数据获取：LiDAR 影像数据是整个三维重建工程的数据来源，直接关系到重建模型的精确度。可以通过选择合适的扫描仪和分辨率，合理规划扫描视点，来得到精确的 LiDAR 影像数据。

(2) 影像数据配准：即将多个独立扫描点所获得的局部坐标系下的点云数据转换到同一坐标系下，形成完整的点云模型。

(3) 模型网格化：离散影像数据不仅数据量大且存在冗余，不能准确表现物体的表面特征，因此需要对数据进行三角化来重建平面，使其达到更好的可视化效果。

(4) 纹理映射：以上三个过程实现了真实场景的数字化，并重建了三维模型。但为了使模型更具有真实感，增强物体表面细节的表现力，需要将场景的一系列彩色照片准确地映射到模型上，实现模型的无变形纹理映射。

从重建流程可以看出，数据配准是其它后续处理环节的基础，它将直接影响到重建模型的准确度。鉴于配准在三维重建中的关键作用，本文对其进行了重点研究。

1.3 LiDAR 影像数据配准的研究现状

作为三维重建的一个关键环节，影像数据配准一直是人们研究的热点。目前，影像数据配准技术主要分两大类：一种侧重在影像数据离散特征的提取和定位上[2-3]，一些学者[4]利用该技术实现了配准。基于离散特征配准的优势在于可以直接求解刚体变换而不需要初始位置估计，但不适用于特征不明显的情况。另一种是由 Besl 和 McKay 最初提出的著名 Iterative Closest Point(ICP)算法[5]，该算法通过不断计算两幅影像数据重叠区域对应点对之间的刚体变换关系，重复变换，找到最终使对应点对之间的距离均方误差(MSE)达到最小的旋转矩阵和平移向量。该算法比上一种配准算法有更好的鲁棒性和准确性，但原始 ICP 算法在收敛性上主要取决于对应点对的选取和误差函数的最小化，后来的许多研究都致力于通过寻找不同的误差判断函数，和对应点对的选取方法来增强 ICP 算法的稳定性[6-9]。

Turk 和 Levoy[10]提出了 point-to-triangle 算法，为每一组对应点对添加置信因数，对法向方向背离扫描仪的点给予小置信因数，因为这些点是网格的边缘点。利用置信因数来增加最小误差函数的有效性，增强 Besl 算法对扫描仪误差的鲁棒性。

Chetverikov[11]等将 ICP 算法的应用拓展到重叠区域达到 50%的情况，提出了 Tr-ICP 算法。该算法可以有效地减小由于数据测量不完整引起的配准误差。

Gelfand[12]等提出新的点采样方法，解决了 ICP 算法在计算点集匹配过程中由于噪声较大或初始匹配不好时的不稳定问题。

除了提高 ICP 算法的稳定性外，原始 ICP 算法另一个需要改进的地方就是耗时几乎占据整个算法运行时间 95%的计算对应点对阶段。最近点计算方法经过十几年的发展，不断地得到了完善和补充。

Besl 和 Jain 通过对最后三次迭代使用抛物(型)插值法来加快迭代速度[13]。Chen 和 Medioni[14]及 Bergevin[15]等人运用两个曲面在法矢方向的距离来代替某一点到其最近点的距离，提出了 point-to-plane 搜索最近点的精确配准方法，通过选定一幅影像数据上的控制点，寻找这些点到第二幅点云上最近切平面之间的距离来寻找对应点。该方法比 Besl 和 Mackey[10]提出的 point-to-point 算法对局部最小的影响具有更好的鲁棒性。

Rusinkiewicz 和 Levoy[7]提出了 point-to-projection 搜索最近点的快速配准方法，也被称为是“reverse calibration”。该方法不需要搜索对应点，通过计算扫描仪方向两幅点云之间的距离和来实现快速配准。缺点是配准的精确度不如 point-to-point 算法和 point-to- plane 算法高。

Soon Yong 和 Murali[16]结合 point-to-plane 和 point-to-projection 提出了 Contractive -projection-point 搜索最近点的配准方法。

Andrew 和 Sing[17]提出了基于彩色三维扫描数据点纹理信息的数据配准方法，主要在 ICP 算法中考虑三维扫描点的纹理色彩信息进行搜索最近点[18]。

Best 和 Zhang[19]提出的经典最近点搜索方法 k-d tree。该方法是把二叉搜索树推广到多维数据的一种主存数据结构。

Weik[20]和 Blais[21]等人通过将点云数据利用标度参数投影到深度图像平面上的方法，提出了 Reverse Calibration 方法来加速最近点的搜索。

国内很多大学对配准算法的改进及相关方面也做了大量研究。如华中科技大学图像识别与人工智能研究所与邦文文化发展公司合作研制的我国第一台小型三维激光色彩扫描系统[22]。南京航空航天大学 CAD/CAM 工程研究中心的张艳丽、周来水老师等人[23]对三角网格模型孔洞修补算法研究；吴敏、周来水等人[24]对测量点云数据的多视点拼合技术研究；以及潘小林 [25]对三维几何曲面匹配中 ICP 算法的研究。浙江大学的戴静兰等人[26]提出通过使用曲率特征点和 k-d tree 寻找最近点来提高 ICP 算法效率。首都师范大学张爱武、宋小鹏[27]等人通过对室外场景进行平面分割来实现 ICP 快速配准；以及王雷章[28]对并行 ICP 配准算法的研究。

1.4 本文主要工作和论文结构安排

1.4.1 主要工作

本文研究的对象是影像数据配准，在已有算法的基础上，对配准算法做了进一步分析研究。针对中长距离扫描仪多用来获取室外较大规模、有较多平面特征建筑物的影像数据设计配准算法，并对传统配准算法效率低的问题进行改进。利用 LMS-Z 系列三维激光扫描仪实地采集校园内建筑的影像数据，并对算法的有效性进行验证。

本文工作包括：

(1) 针对数据量大的特点，首先对大场景中感兴趣的目标影像进行提取，并结合法向误差法进行保留数据特征的数据精简。

(2) 对目标影像进行平面分割，得到一系列平面点集。利用点集的平面特征对影像数据进行初始配准。该方法可以有效地减小利用模型上实际点对配准的不确定性，且具有更好的通用性。

(3) 利用(2)中的两幅对应平面点集实现最近点对搜索，不仅可以大大减少寻找重叠区域的工作，更有利于提高配准算法的运行速度。结合平面分割算法和 STCNN 最近点搜索算法来改进原始 ICP 算法，完成快速、精确的自动配准。

(4) 应用 VC++开发平台和可视化类库 VTK 构建实验平台，并验证文中所阐述原理的正确性和算法的有效性。

1.4.2 论文结构安排

第一章 绪论。介绍了课题的研究背景、研究现状和主要内容安排。

第二章 影像数据获取及基于反射体的配准。首先说明了本课题使用的 LMS-Z 型扫描仪多用于获取室外建筑环境影像数据的特点，并介绍了数据获取的软硬件条件；然后分析了基于反射体配准的原理，并对获取的数据利用该方法进行了配准；最后分析了该配准方法在实际应用上存在的局限性。

第三章 基于平面特征的影像数据配准。首先对原始影像数据进行数据精简的预处理操作；然后对影像数据进行平面分割；最后实现了基于平面特征的影像数据配准。本次配准为 ICP 自动配准算法提供很好的初始位姿。

第四章 基于 ICP 的影像数据配准。本章首先对原始 ICP 算法进行了分析，并对算法的改进方法进行了讨论；然后针对 ICP 算法中耗时最多的最近点搜索阶段进行了改进，通过将平面分割算法和 STCNN 搜索算法相结合来实现改进 ICP 的快速自动配准。

第五章 系统实现及实验分析。本章中首先介绍了文中用到的可视化类库 VTK，对它的使用方法进行了研究；然后介绍了系统的结构流程和系统算法的部分数据结构，并对实验结果进行了分析，完成了对改进算法有效性的验证。

第六章 总结和展望。总结本文所做工作，并给出了将来的研究方向。

2 影像数据获取及基于反射体的配准

2.1 影像数据的获取及表示

三维激光扫描仪作为现今时效性最强的三维数据获取工具，按获取数据原理的不同主要分为以下3类：

(1) 脉冲测距法：通过测量光脉冲从发射到返回接收机的时间差，算出测距机与目标之间的距离。最长扫描距离能达到30000m以上，采样速率在1000点/秒以上。

(2) 相位干涉法：根据发射光和反射光之间的干涉获得等距线，对等距线进行梯度运算，从而计算出距离。适合近距离扫描，采样点速率最高可达500k点/秒。

(3) 结构光法：利用相机和结构化光源获得两条光线信息，利用光源的几何信息获得扫描物体的几何信息。适用于短距离测量，扫描范围在20米以内，采样点速率是100点/秒。

用于中长距离数据采集的激光扫描仪，如RIEGL公司的LMS-Z系列和加拿大的Optech系列，都是采用脉冲测距原理获取场景的三维坐标。该类型的激光扫描仪测距一般大于30m，主要用于建筑物、大型工程的测量[29]。

三维激光扫描仪每发一束激光就可得到物体表面的一个点的信息，两者是一一对应的关系。根据激光发射器的水平方向角α、垂直方向角θ和测量距离S可以求出点的三维坐标。激光扫描系统采用的是系统局部坐标系，一般x轴和y轴在局部坐标系的水平面上，且y轴通常为扫描仪扫描方向，z轴为垂向方向，其关系如图2.1所示，通过式(2.1)到式(2.3)计算得到场景中点的三维坐标。

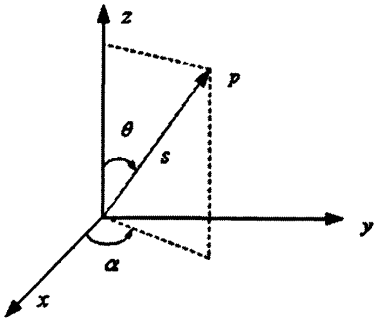


图2.1 脉冲测距法的三维激光扫描点坐标关系图

计算得到任意一扫描点p的三维坐标$(x,\ y,\ z)$：

$$x = S\sin\theta\cos\alpha \tag{2.1}$$

$$y = S\sin\theta\sin\alpha \tag{2.2}$$

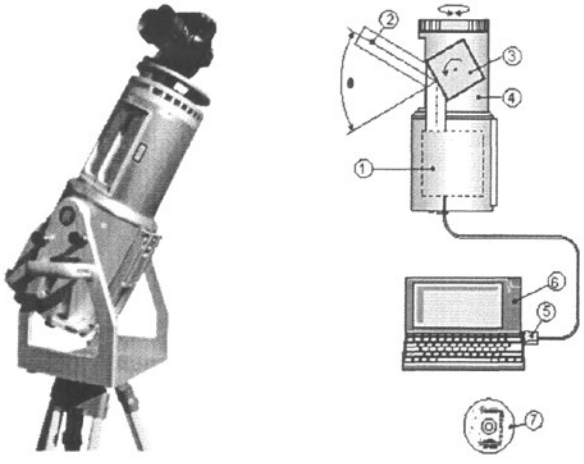
$$z = S\cos\theta \tag{2.3}$$

2.1.1 影像数据获取的软硬件设备

2.1.1.1 硬件平台——LMS-Z210i 型三维激光扫描仪

该扫描仪外观如下图 2.2(a)所示。除扫描仪本身外还包括数码相机、旋转平台、升降台、应用软件及附件等结构。该扫描仪利用反射镜转动实现垂直扫描(10000 点/秒~25000 点/秒)，水平方向则依赖伺服计步马达转动仪器来完成扫描。利用 LMS-Z210i 型三维激光扫描仪能够在几分钟内完成对感兴趣场景高精度影像数据的采样。

扫描仪内部结构[29]如下图 2.2(b)所示。电子扫描探测器(①)能够满足快速激光采样、快速信号处理和高速数据界面建立的需要；通过多面反射镜(③)来实现激光束垂直偏转(线扫描)(②)；通过光学面(④)旋转 360°来实现水平扫描(帧扫描)；一个高扫描速率或垂直扫描角 θ 达到 80°时，可通过使反射棱镜以一个可调整的速度连续旋转来完成扫描；对于一个低扫描速率或小扫描角度，利用反射棱镜上下垂直振动即可实现扫描；扫描前要将扫描仪与装有 Riscan Pro 软件(⑦)的电脑(⑥)接口相连接。采样数据用 TCP/IP 协议(⑤)或串并口方式进行传输。采用串并口方式传输时，电脑对扫描仪的控制信息通过串口从电脑传到扫描仪，而扫描仪获得的数据则通过并口传给电脑。



(a) 外观图 (b) 结构图

图 2.2 LMS-Z 型三维激光扫描仪的外观图(a)和结构图(b)

LMS-Z210i 型三维激光扫描仪的技术参数：

(1) 扫描仪参数

LMS-Z210i 型三维激光扫描仪可提供水平 360°和垂直 80°度的扫描视场，其最小测量范围是 4m，在自然目标反射率 $\rho \geq 80\%$ 时，测量距离最远可达 400m，当 $\rho \geq 10\%$，测量距离最大是 120m。扫描仪这种可大范围捕获数据的特点，有效地减少了数据采集次数和分析的回转次数。

在测量精度方面，LMS-Z210i 型三维激光扫描仪测量分辨率是 5mm，单点扫描精度是±25mm，平均精度是±15mm；当棱镜震荡时测量速率可达到 12000 点/秒，在棱

镜旋转时可达到8000点/秒；激光斑点发散角是3毫弧度。

(2) 扫描性能参数

垂直扫描(线扫描)：

LMS-Z210i型三维激光扫描仪提供垂直扫描速率范围是1列/秒到20列/秒，最小扫描角度步宽是0.01°，角分辨率是0.005°，这使扫描仪可获取高密集的影像数据，有利于恢复出精确的三维模型。

水平扫描(帧扫描)：

扫描速率从0.01度/秒到15度/秒，最小扫描角度步宽是0.01°，角分辨率是0.005°；最大360°的水平扫描范围，便于获得最大角度的场景影像数据，有利于减少扫描视点数量，减少配准的工作量和配准累积误差。

2.1.1.2 软件平台——Riscan Pro

Riscan Pro是LMS-Z型三维激光扫描仪的配套软件，具有参数控制、数据获取、数据显示、数据处理和数据存档等功能。该软件可以导出Ascll(*.*)，Crystalix(*.asc)和Wavefront(*.obj)等多种文件格式的数据，这为运用外在工具或算法对影像数据进行后期处理提供了方便。如图2.3所示是Riscan Pro的工程界面图。

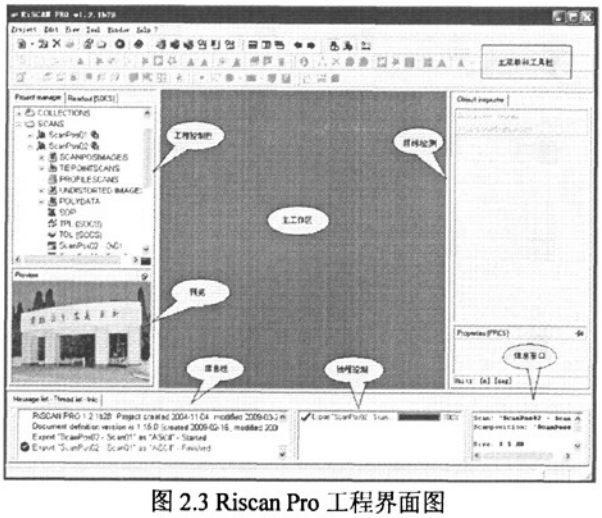


图2.3 Riscan Pro工程界面图

一个完整的工程页面主要包括了主工作区、工程控制栏、预览窗口、消息栏、线程控制窗口、信息窗口、目标检测栏和主菜单工具栏8个部分。其中的工程控制栏采用树状结构来组织工程数据，本文中主要用到了该工具栏中的SCANS文件，该文件夹存储了所有扫描视点下的影像数据、SOP矩阵、反射体信息以及场景的二维和彩色图片信息。

Riscan Pro中提供了一种配准方法，配准中用到的主要参数包括以下几个：

(1) Scanner's Own Coordinate System(SOCS)：扫描仪坐标系，即局部坐标系。每个单视点得到的影像数据坐标是在该坐标系下的空间笛卡尔坐标。

(2) Project Coordinate System(PRCS)：项目坐标系，该坐标系是由用户指定的其中

一个扫描仪坐标系。

(3) Sensor's Orientation And Position(SOP)：把扫描仪坐标系变换成项目坐标系的转换矩阵，是配准中的关键参数矩阵。

为了获取模型表面完整、没有空洞和遮挡的影像数据，几乎所有的三维激光扫描仪都需要对模型进行多视点扫描，这些扫描视点通常被命名为 Scan Positions。当开始一个新工程时，扫描仪配套软件首先要初始化一个起始扫描位置，一般默认为 ScanPos01。

$$M_{SOP}=\begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2.4}$$

每一个扫描位置都有自己的局部坐标系(SOCS)，即在项目坐标系下本扫描仪的位置和方向。该位置和方向通常可以通过 6 个参数(3 个位置参数和 3 个旋转参数)或一个变换矩阵来描述。Riscan Pro 中用一个 4×4 矩阵 M_{SOP} 来表示扫描仪的位置和方向信息，其中 r_{11} 到 r_{33} 是 9 个旋转参数，t_1 到 t_3 是 3 个平移参数。

Riscan Pro 中的配准是将数据坐标从 SOCS 坐标系转换到项目坐标系 PRCS 下。一个完整的工程如下图 2.4 所示，在本工程中有从 S_{P1} 到 S_{PN} 共 N 个扫描视点，配准过程就是将这 N 个不同坐标系转换到同一个坐标系下。

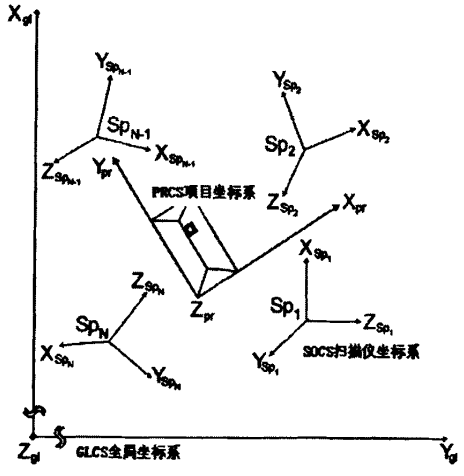


图 2.4 各坐标系关系示意图

2.1.2 影像数据获取流程及数据类型

2.1.2.1 数据获取流程

三维激光扫描仪按一定顺序，并以固定水平和垂直角发射激光束，逐行逐列地对物体表面进行扫描，所获得的影像数据在扫描仪方向投影平面上的排列也是以相应顺序出现，如下图 2.5[31]所示。影像数据点之间的位置关系对应了实际场景中该点和周围点之

间的空间位置关系，本文中正是利用影像数据这一特征来完成影像数据平面特征的提取工作。

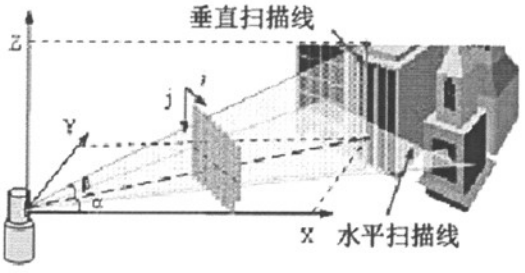


图 2.5 LMS-Z 型三维激光扫描仪数据采集示意图

本文利用 LMS-Z210i 型三维激光扫描仪结合 Riscan Pro 软件来获取影像数据，并以实地采集校牌坊影像数据为例来阐述数据获取流程：

(1) 软硬件准备工作

准备工作包括扫描视点选取、反射体放置、设备连接与参数设置等。扫描视点的选择一般遵循两个原则：首先要保证从一个视点能获得场景尽量多的影像数据，其次要尽量减少扫描视点的数量。本次扫描视点安排如图 2.6 所示，根据实际场景大小设置扫描仪的分辨率和扫描视场角。

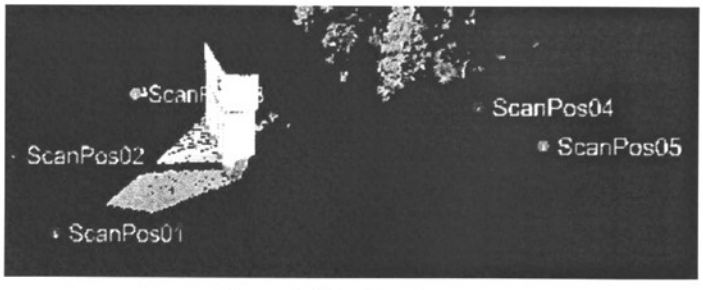


图 2.6 扫描视点的布局图

(2) 粗扫

首先对包含目标场景在内的大场景进行扫描，使扫描范围内包含尽量多的反射体。此时得到大场景的 LiDAR 影像数据粗扫图。

(3) 精扫反射体

反射体是具有高反射率的柱状体。在利用 Riscan Pro 软件进行场景配准时，可借助反射体来提高配准的准确度。通过软件对粗扫得到的 2D 图中类似反射体的亮点进行编号，手动剔除错误编号的反射体，并对正确反射体进行单独再扫描，以便计算其精确的三维坐标。

(4) 对目标场景精扫

在粗扫图视场范围内，重新调整设备参数，对目标场景进行高分辨率精扫。精扫的目的是为了获取目标更为精确的几何坐标。

2.1.2.2 影像数据类型

Riscan Pro 软件为用户提供了数据导出接口(图 2.7(a))，用户能够方便地导出多种文件格式的影像数据，如上述的 Ascll(*.*)、Point cloud(*.3pf)、Wavefront(*.obj)等，不同格式的数据包含了数据点不同方面的信息。这种国际化标准的数据格式使导出数据能很方便的应用在多种三维点云处理软件中。

为了便于编写程序和组织数据，希望导出的数据格式尽量简单，并能为后续数据处理提供足够的信息。本文根据处理的需要，导出目标影像的 Ascll(*.*)格式数据，如下图 2.7(b)所示。

影像数据依据点排列方式的不同可分为以下四种类型[32]：

(1) 散乱点云。该类型数据没有明显的几何分布特征，呈散乱无序状态。

(2) 扫描线点云。数据由一组扫描线组成，扫描线上所有的点位于同一扫描平面上

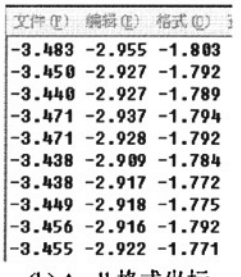
(3) 网格化点云。影像数据中所有的点都与参数域中一个均匀网格的顶点对应。

(4) 三角化点云。每个测量点与其邻近点按照一定的数学运算形成三角网格。

其中后三种点云是有序或部分有序，本文中所处理的数据属于第三种类型。



(a) 数据导出框



(b) Ascll 格式坐标

图 2.7 数据导出(a)和表示形式(b)示意图

2.2 基于反射体的影像数据配准

2.2.1 基于反射体的配准

反射体配准是三维重建中比较方便又容易实现的一种配准方法，也是 Riscan Pro 等目前大多数扫描系统配套软件中都集成的方法。通过在待扫描场景中放置一定数量的具有高反射性、大小已知的反射体，以保证在影像数据中能够识别出实际场景中同一个反射体在两幅影像数据上的位置。通过手动找寻几对反射体，来实现两幅影像数据的配准。

基于反射体的多视点配准完全依赖于反射体的位置，所以要保证至少有三个以上的反射体在两幅影像数据上都不共线，这样才可以有效地减小配准偏差。配准操作界面如下图 2.8 所示，通过指定四对反射体实现配准，配准结果如图 2.9 所示。

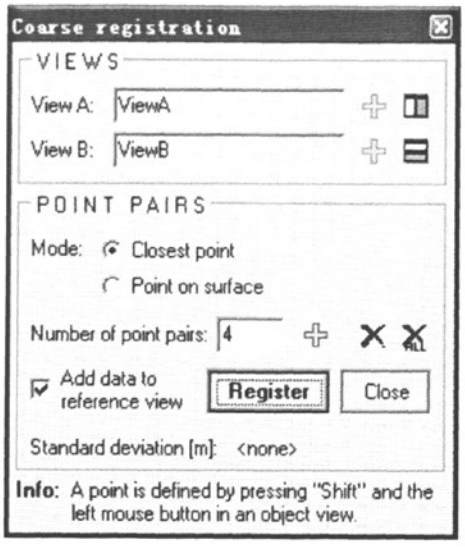


图 2.8 基于反射体配准的对话框

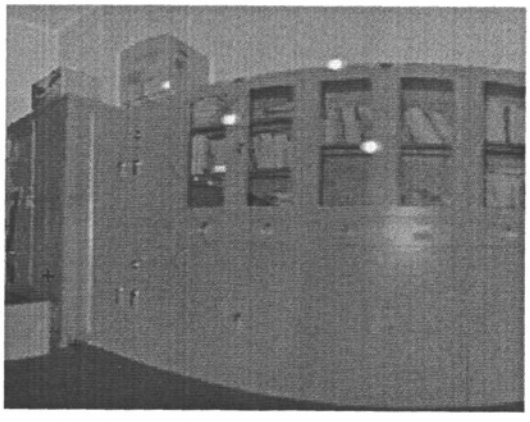
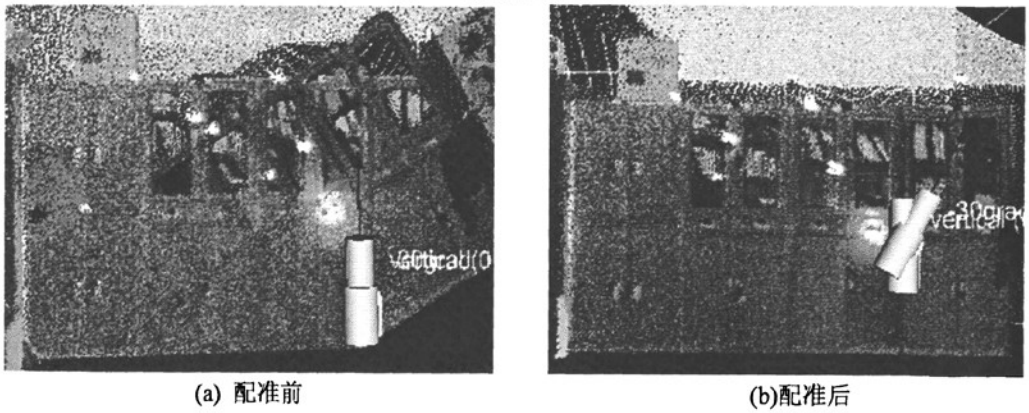


图 2.9 反射体的 2D 扫描图



(a) 配准前 (b)配准后

图 2.10 基于反射体配准的效果图

2.2.2 实验结果分析

基于反射体配准的方法在小规模、较简单场景下方便易行，但在大规模场景中就会暴露出诸多不足之处：

(1) 扫描过程繁杂，从 2.1.2 节数据获取流程可以看出，为保证所有反射体都被扫描到，要进行粗扫和精扫，且需要手动剔除错误反射体，非常费时。若场景中出现人、车等运动目标对反射体造成遮挡，往往还要进行多次扫描。

(2) 对大场景进行扫描时，常常会遇到反射体难以放置的情况，且很难保证每相邻两幅影像数据都能同时包含三个及以上不共线的反射体。或由于扫描距离远导致反射体作用不大，而无法在影像数据中准确识别出来。这些问题都将严重影响到配准精度。

(3) 反射体位置的轻微变动，容易造成扫描工程无效或降低配准精度，甚至无法完成配准。

由此可知，基于反射体配准的方法在实际应用中存在很大的局限性。因此，为了提高场景三维重建的效率和精度，降低配准的复杂度，研究影像数据的自动、精确配准算法非常必要。

2.3 本章小结

本章主要研究了 LiDAR 影像数据的获取流程，及软件自带的基于反射体配准的方法。首先对激光扫描仪依据扫描有效距离的不同进行分类，说明了本文用到的扫描仪多用来获取室外建筑场景影像数据的特点；然后介绍了 LMS-Z 型三维激光扫描仪获取数据的软硬件设备、扫描流程和导出的数据格式，并分析了基于反射体配准的原理，完成了基于反射体的配准；最后结合实际工作的需要，分析了该配准方法存在的局限性，从而说明了研究自动配准算法的重要性。

3 基于平面特征的影像数据配准

3.1 影像数据预处理

3.1.1 目标影像提取

对于单个扫描视点来说，三维激光扫描仪所获取室外建筑的影像数据也常常会有几万到几百万个数据点，这些数据中包含了一些更远距离、非兴趣目标的测量点和建筑周围场景的测量点。数据量庞大的点云会造成兴趣目标的数据淹没在大场景的数据群里，不仅影响了数据处理速度，对目标场景重构精度也会造成影响。因此在对目标场景影像数据进行处理前，首先要进行目标场景提取，剔除无用部分[27]。

本文通过 Riscan Pro 软件进行手动剔除大量无效影像数据。如 2.1.2 节影像数据获取过程中得到视点 2 的粗扫图，如下图 3.1 所示，该影像数据包含了 720000 个点，提取后的目标影像包含 114406 个点，如下图 3.2(a)所示。可以看出经过目标影像提取后数据已经有大幅的缩减，有利于减小了数据处理的复杂度，也相应地减轻了硬件负担。

在获取室外建筑的影像数据时，由于建筑物周围存在障碍物，在对目标影像提取后，会造成目标影像被遮挡部分出现数据空洞，如下图 3.2(b)所示，但这部分空洞不会造成包含大量平面建筑物的平面特征缺失。

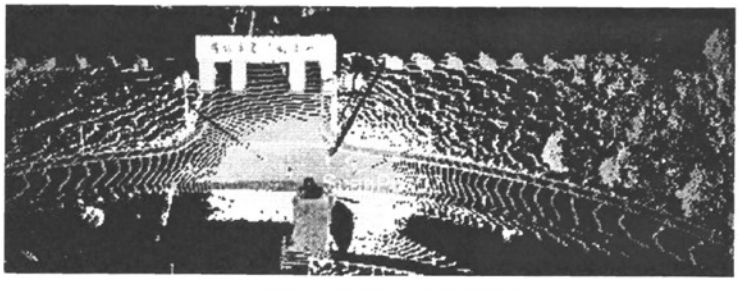
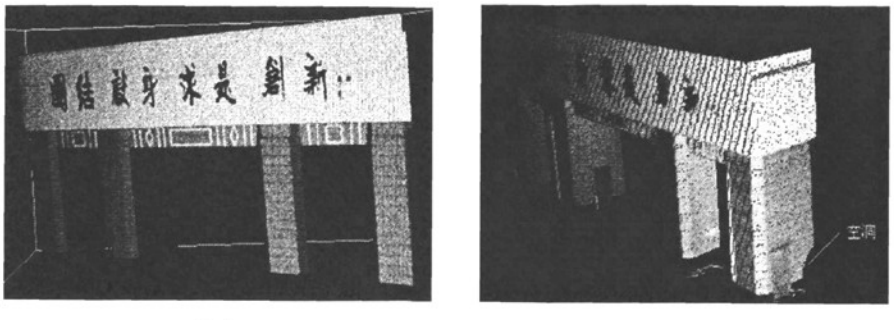


图 3.1 视点 2 大场影像图



(a) 视点 2　　(b) 视点 1

图 3.2 两视点目标影像图

3.1.2 影像数据精简

对视点 2 进行目标影像提取后仍有 114406 个点，依然庞大的数据量会造成数据处理和存储速度非常慢，而且如果直接对这些点进行配准和三角网格化，不仅非常耗时，且严重影响了配准算法的效率和重建模型表面的光滑度，因此有必要对影像数据进行保留几何特征的数据精简。

从 2.1.2.2 节可知，通过 LMS-Z 型三维激光扫描仪得到的影像数据是网格化类型的有序点云，从本文实际应用出发，采用法向误差的方法[33]实现数据精简。该方法根据一个测点在曲面法向方向引起误差的大小作为测点是否被删除的依据。假设点 p_i 的邻域点集是 $Nbhd(p_i)=\{p_1,p_2,\cdots,p_n\}$，点集质心为 $\boldsymbol{m}$，则求取 p_i 的近似法向量 $\boldsymbol{n}$，要使得式(3.1)取得最小值。

$$E=\sum_{i=1}^{n}\left((p_i-m)\cdot\boldsymbol{n}\right)^2 \tag{3.1}$$

引入点集的协方差矩阵：

$$A=\sum_{i=1}^{n}\left((p_i-m)^T\cdot(p_i-m)\right) \tag{3.2}$$

可得 $E=\boldsymbol{n}A\boldsymbol{n}^T$。根据拉格朗日乘子法，法向量 $\boldsymbol{n}$ 的求取转化为求取协方差矩阵 A 的最小特征值对应的特征向量。详解见 3.2.1 节。

如果邻域点集 $Nbhd(p_i)$ 能真实地表达待重建曲面 M 在 p_i 点附近的几何形状信息，则 M 在 p_i 点处的曲率越大，点 p_i 到相应拟合平面 P 的垂直距离就会越大，如下图 3.3 所示。把测点到最小拟合平面的垂直距离 d 作为该点引起的近似法向误差，则误差的数学描述如公式(3.3)所示：

$$d=\left|(p_i-o)\cdot\boldsymbol{n}\right| \tag{3.3}$$

如果 d 小于指定的阈值 Normal Critical Distance，则删除该点。如图 3.4(b)所示模型是 Normal Critical Distance=0.0034 的数据简化效果图，精简后点云数量是 55850 个。

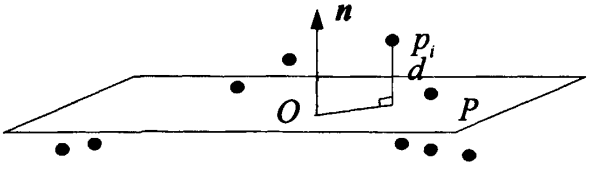
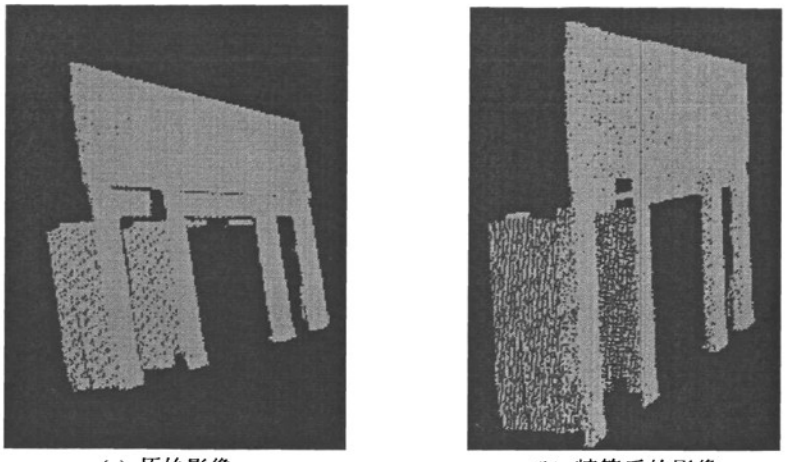


图 3.3 法向精度示意图



(a) 原始影像 (b) 精简后的影像

图 3.4 视点 2 影像数据精简

3.2 影像数据的平面分割

图像分割一直以来都是图像处理领域中的一项关键技术。通过分割可以将图像分为不同的区域，相同区域具有某种相似特性，有助于对图像做进一步处理和分析[34]。同样的，通过对影像数据分割所提取出的特征对数据的后期处理也起到了重要作用。本文对包含大量平面特征的室外建筑采用 Stamos[4]提出的针对平面分割相对简单的算法，并对实际采集到校牌坊的影像数据进行平面分割，提取出的平面特征对后续影像数据配准的实现起到了关键作用。

对影像数据的平面分割进行如下描述：

将一幅影像数据看成是一个数据点集 R，分割的目标就是找到此点集的一个个子集 $C_1, C_2, \cdots, C_n, C_{null}$，使它们满足式(3.4)和式(3.5)：

$$C_1 \bigcup C_2 \cdots \bigcup C_n \bigcup C_{null} = R \tag{3.4}$$

$$C_i \bigcup C_j = \varnothing, \forall i, j \in \{1, 2, \cdots, n, null\} \text{且} i \neq j \tag{3.5}$$

每一个 $C_i (1 \leq i \leq n)$ 定义了一个在该影像上的连通区域，该区域中所有三维点都处在同一平面上。C_{null} 点集表示该点集中所有点不能被分到任何一个平面子集中去，认为是无效点。

由于三维空间影像数据点与点之间复杂的邻接关系和数据的不连续特性，目前的平面分割方法主要是基于区域扩张的思想：通过对每个点做局部平面拟合，找出该点的法向量，并剔除法向拟合不成功的点；引入同向性和共面性这两个相似性度量进行点集归并，依次遍历所有法向量拟合成的点完成归并，得到一系列点集，每个点集中的点对应了同一个平面，即完成分割。整个平面分割过程主要包含了局部平面拟合和点集归并两个关键环节。

3.2.1 局部平面拟合

三维激光扫描仪得到的影像数据是有序的网格化点云，这种有序性清晰地表示了点与点之间的空间拓扑关系。三维点之间的空间邻域关系直接体现在了二维网格图像像素点的邻域关系上，如图 3.5 所示。求取点的法向量常用方法是用该点和其周围 $k\times k$ 邻域内的点进行一个局部平面拟合，得到平面法向量。其中 k 为大于等于 3 的奇数，但该邻域内的点数不一定等于 $k\times k$ 个，因为可能出现空洞点或无效扫描点。

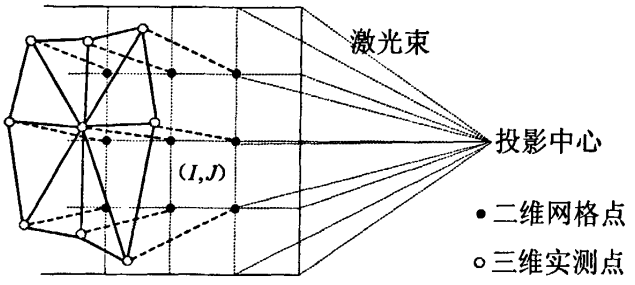


图 3.5 三维点的二维网格投影示意图

任意点 p，其 $k\times k$ 邻域内共有 N 个点：v_1，v_2，v_3，…，v_{N-1}，v_N，每个点对应于实际场景中一个三维向量 (x,y,z)。设 N 个邻域点的质心为 m，平面法向量为 $\boldsymbol{n}$。根据最小二乘法，求取 $\boldsymbol{n}$ 要使得式(3.6)取得最小值。

$$D=\sum_{i=1}^{N}\left((v_i-m)\cdot\boldsymbol{n}\right)^2 \tag{3.6}$$

将式(3.6)写成矩阵形式为：

$$D=\sum_{i=1}^{N}\left((v_i-m)^T\cdot\boldsymbol{n}\right)^2 \tag{3.7}$$

引入 p 点 $k\times k$ 邻域的协方差矩阵：

$$A=\sum_{i=1}^{N}\left((v_i-m)^T\cdot(v_i-m)\right) \tag{3.8}$$

则可以得到：

$$D=\boldsymbol{n}^TA\boldsymbol{n} \tag{3.9}$$

设 $\boldsymbol{n}$ 是单位法向量，则有约束 $\boldsymbol{n}^T\boldsymbol{n}=1$。要使 D 最小，使用拉格朗日乘子法可得：

$$\frac{\partial}{\partial n}\left(D+\lambda\left(1-\boldsymbol{n}^T\boldsymbol{n}\right)\right)=\frac{\partial D}{\partial n}-\lambda\boldsymbol{n}^T=0 \tag{3.10}$$

由此可得：

$$\boldsymbol{n}^TA=\lambda\boldsymbol{n}^T\Rightarrow A\boldsymbol{n}=\lambda\boldsymbol{n} \tag{3.11}$$

将式(3.11)带入式(3.9)中可得：

$$D=\boldsymbol{n}^T\lambda\boldsymbol{n}=\lambda\boldsymbol{n}^T\boldsymbol{n}=\lambda \tag{3.12}$$

D 能达到的最小值就是协方差矩阵 A 的最小特征值，对应平面法向量 $\boldsymbol{n}$ 就是矩阵 A

的最小特征值所对应的特征向量。

k 值的大小直接影响了局部平面法向量的拟合质量。如果 k 值过小，则局部平面不能准确反应实际点的共面性特征，降低了法向量拟合的质量。但过大，有可能将本不共面的点包含进去，造成协方差矩阵没有满足条件的最小特征值，导致拟合失败。所以 k 值的选择至关重要，实际应用中 k 值一般为 5 或 7，本文中取 k =5。

在实际计算中，通过设定最小特征值阈值 λ_{thresh} 来判断该点法向量是否拟合成功。如果最小特征值小于 λ_{thresh}，则认为拟合成功，保存该点三维坐标，并保存对应法向量 $\boldsymbol{n}$，否则认为拟合失败，将该点存到 C_{null} 中，不再参与后续运算。

3.2.2 点集归并

平面拟合之后，对拟合成功的点进行点集归并，把数目少的点集合并成不能再加入点的最大点集，一个点集对应于实际场景的一个特征平面。在实际场景中，共面点应满足以下两个基本特征[2][27][35]：

(1) 每个点的局部拟合平面法向量朝向具有一致性。

(2) 任意两点在各自局部拟合平面投影点之间的距离 r_{12}，在平面法向量方向上的投影距离 $|r_{12}\cdot \boldsymbol{n}_1|$ 应该足够的小，如图 3.6 所示。

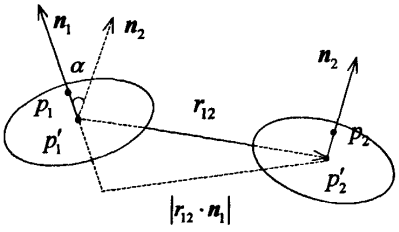


图 3.6 共面性示意图

在实际计算中，对上述两个特征进行如下数学描述：

(1) 同向性(co-normality)：

$$\alpha = \cos^{-1}\left(\boldsymbol{n}_1 \cdot \boldsymbol{n}_2\right) \tag{3.13}$$

如果 $\alpha < \alpha_{thresh}$，则认为两点满足同向性条件。

(2) 共面性(co-planarity)：

$$d = \max\left(|r_{12}\cdot \boldsymbol{n}_1|, |r_{12}\cdot \boldsymbol{n}_2|\right) \tag{3.14}$$

如果 $d < d_{thresh}$，则认为两点共面。

对所有法向量拟合成功的点进行遍历，通过同向性和共面性两个度量约束实现点集归并。具体算法实现步骤[36]如下：

按扫描顺序遍历每幅影像数据的各点 p。

(1) 如果 p 点法向量拟合成功，则转(2)，否则继续下一点。

(2) 如果 p 不属于任何点集，为 p 分配新的点集，并设置“已加入点集”标志位，同时为该点集按顺序编号并转(1)，否则转(3)。

(3) 循环读入 p 点的左方、左下方和下方三个点，如果该点法向量拟合成功，转(4)。

(4) 如果 p 和该点同时满足同向性和共面性，则转(5)，否则继续循环下一点，如果三点都不满足上述条件，则转(1)。

(5) 如果该点不属于任何点集，将该点加入 p 所在的点集中，并为该点设置“已加入点集”标志位，否则转(6)。

(6) 合并该点和 p 所在的点集。

(7) 删除点数目少于阈值 n_{thresh} 的点集。

3.2.3 分割结果

在实现影像数据平面分割时，需要人工指定特征值阈值 λ_{thresh}，法向量夹角阈值 α_{thresh}，距离阈值 d_{thresh} 和点数目阈值 n_{thresh} 来控制分割效果。由于激光扫描仪的精度和数据获取的分辨率不同，设定阈值时要考虑数据的具体情况。如下是对视点 2 影像数据进行平面分割，如图 3.7 所示是原始影像数据，图 3.8 所示是分割后的效果图，其中设定的阈值分别是：$\lambda_{thresh}=0.0022$，$\alpha_{thresh}=0.85^{\circ}$，$d_{thresh}=0.0035$，$n_{thresh}=650$，耗时 2.74s。

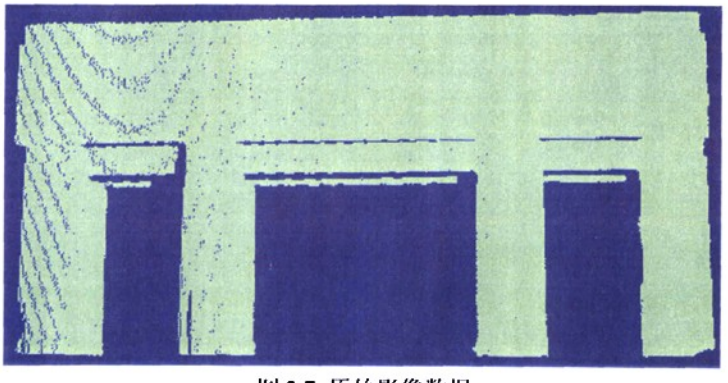


图 3.7 原始影像数据

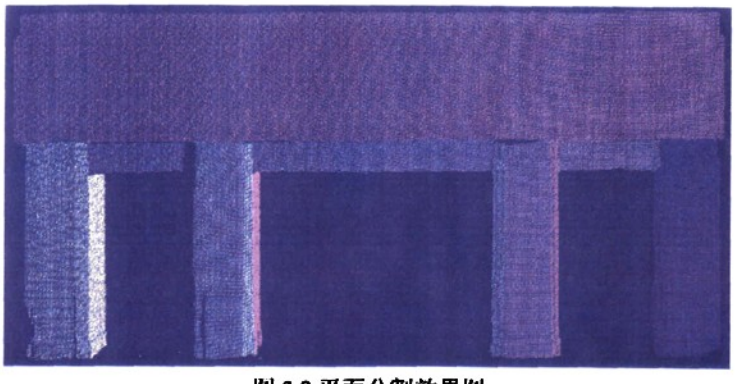


图 3.8 平面分割效果图

3.3 基于平面特征的影像数据配准

3.3.1 影像数据配准原理

3.3.1.1 刚体变换

多视点扫描一般采取固定目标物，通过变换扫描位置来完成扫描，通常认为通过这种方式得到的不同视点影像数据之间是成像坐标系发生了旋转和位移变换。视点之间这种无变形的旋转和位移变换关系被称为是一种刚体变换。刚体变换参数可以利用精密仪器本身或贴标签的方式获得，但这种利用外界条件获得参数的方式不仅增加工作量也不利于参数改善，因此选用受约束小的影像数据本身的坐标关系来获得更加精确的变换参数。数据配准核心就是找相邻视点影像数据之间的刚体变换参数[37]。

多幅影像数据配准是通过两两配准来实现的，在此仅以两幅影像数据配准作为分析对象。如下图3.8所示，ScanPos01和ScanPos02两扫描视点分别对同一场景进行扫描，其扫描坐标系分别为SOCS1和SOCS2，对应影像数据定义为影像1和影像2。指定SOCS2作为目标坐标系，将影像1和影像2配准到同一个坐标系下，即对影像1中的三维点坐标乘以刚体变换参数，使其转换到影像2的坐标系下。

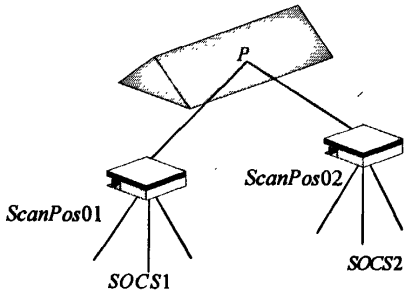


图 3.8 两扫描视点的坐标位置关系示意图

设点 p 在两幅影像数据中的坐标分别是 $p_1\left(x_1,y_1,z_1\right)^T$ 和 $p_2\left(x_2,y_2,z_2\right)^T$，则上述配准过程可进行如下数学描述：

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} = R\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} + t \tag{3.15}$$

其中，R 是由式(2.4)中 9 个旋转参数组成的旋转矩阵，如下式(3.16)所示：

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \tag{3.16}$$

t 则是由三个平移参数所组成的平移向量，可表示为 $t=\left(t_x,t_y,t_z\right)^T$。

对于三维空间的一个参考系，一个刚体的取向，是依照顺序从该参考系做三个欧拉

角的旋转而设定的。刚体变换的旋转矩阵可以通过直角坐标系中三个坐标轴的旋转角来描述。假设围绕x轴、y轴和z轴旋转的角度分别是α、β和γ，则有：

$$R=\begin{bmatrix}\cos\beta\cos\gamma+\sin\alpha\sin\beta\sin\gamma & -\cos\beta\sin\gamma+\sin\alpha\sin\beta\cos\gamma & \sin\beta\cos\alpha\\ \cos\alpha\sin\gamma & \cos\alpha\cos\gamma & -\sin\alpha\\ -\sin\beta\cos\gamma+\sin\alpha\sin\beta\sin\gamma & \sin\beta\sin\gamma+\sin\alpha\cos\beta\cos\gamma & \cos\beta\cos\alpha\end{bmatrix} \tag{3.17}$$

但这种用欧拉角形式来确定坐标系的旋转关系容易引起数值解不稳定，因此配准算法中求解旋转矩阵各元素时常使用其它参数形式，如四元数组[38]。

3.3.1.2 刚体变换的四元数表示

四元数是由爱尔兰数学家威廉.卢云.哈密顿在1843年提出的数学概念[39]。单位四元数，又称欧拉参数，为三维旋转提供了另外一种表述方式。四元数都是由实数加上三个元素i、j、k组成，且$i^2=j^2=k^2=ijk=-1$。

每个四元数都是1、i、j和k的线性组合，即四元数一般可表示为$a+bi+cj+dk$。一个四元数q其实是一个四维向量$\left(q_0,q_x,q_y,q_z\right)^T$，一个实数$x$对应于四元数$\left(x,0,0,0\right)$，一个三维向量$v$则对应于四元数$\left(0,v\right)$。如果一个实四元数的模等于1，则称该数为单位实四元数。

任意三维向量$\boldsymbol{v}=\left(x,y,z\right)^T$，令其与四元数$V=\left(0+xi+yj+zk\right)$对应。设$L$是一个过原点的旋转轴，其单位方向向量为$\boldsymbol{n}=\left(n_1,n_2,n_3\right)^T$，那么参考向量绕$L$轴旋转$\theta$角度的旋转变换可用四元数组如式(3.18)表示：

$$R=\cos\frac{\theta}{2}+\sin\frac{\theta}{2}\cdot\boldsymbol{n}=\cos\frac{\theta}{2}+n_1\sin\frac{\theta}{2}\cdot i+n_2\sin\frac{\theta}{2}\cdot j+n_3\sin\frac{\theta}{2}\cdot k \tag{3.18}$$

旋转后新向量$\boldsymbol{v}'$对应的四元数V'可以表示为式(3.19)：

$$V'=RVR^{-1} \tag{3.19}$$

可以证明实四元数实现空间点的旋转和矩阵方法是等价的，利用单位四元数表示旋转矩阵可以保证对应的旋转矩阵是标准正交矩阵。本文正是采用单位四元数$q=\left(q_0,q_x,q_y,q_z\right)^T$来表示刚体变换的旋转矩阵，如下式(3.20)所示。计算出单位四元数后，就可以利用该式计算出旋转矩阵[40]。

$$R(q)=\begin{bmatrix}q_0^2+q_x^2-q_y^2-q_z^2 & 2\left(q_xq_y-q_0q_z\right) & 2\left(q_xq_z+q_0q_y\right)\\ 2\left(q_xq_y+q_0q_z\right) & q_0^2-q_x^2+q_y^2-q_z^2 & 2\left(q_zq_y-q_0q_x\right)\\ 2\left(q_xq_z-q_0q_y\right) & 2\left(q_zq_y+q_0q_x\right) & q_0^2-q_x^2-q_y^2+q_z^2\end{bmatrix} \tag{3.20}$$

3.3.2 求解旋转矩阵 R 和平移向量 t

由于激光扫描采样是间隔取点，不同视点获得的 LiDAR 影像数据很难找到对应点，甚至不存在对应点。针对研究对象室外建筑包含大量平面的特点，利用对应平面特征来求解刚体变换参数比利用模型上纯粹的点有更好的准确性和鲁棒性。对平面分割得到的若干点集，应用 3.2.1 节的局部平面拟合法求出对应平面法向量 $\boldsymbol{n}$ 和点集质心 $\boldsymbol{m}$。指定 $k(k\geq 3)$对平面点集得到特征点对。这里需要注意的是，在选取特征平面时要避免选取平行平面，因为平行平面在此可能会造成无法求取刚体变换参数。不妨设$\{P_i\}$为参考点集，其对应平面法向量和质心分别为 $\boldsymbol{n}_1^i$ 和 $\boldsymbol{m}_1^i$，对应目标点集$\{Q_i\}$的平面向量和质心分别是 $\boldsymbol{n}_2^i$ 和 $\boldsymbol{m}_2^i$。通过平面对应点对计算刚体变换参数(R,t)[33]。

刚体变换包括旋转和平移两步，对上文中求取的单位平面法向量来讲只有旋转变换，因此在具体求解 R 和 t 时分开来求。首先利用法向量特征求出 R，再结合质心 $\boldsymbol{m}$ 求出 t。

理想情况下，对任意第 i 对特征点都应该有式(3.21)：

$$\boldsymbol{n}_2^i - R\boldsymbol{n}_1^i = 0 \tag{3.21}$$

实际则有：

$$E = \sum_{i=1}^{k} w_i \left\| \boldsymbol{n}_2^i - R\boldsymbol{n}_1^i \right\|^2 \tag{3.22}$$

通过对上式(3.22)最小化来求解 R。这是一个非线性最优化问题，常用的解析方法有 Arun 等人提出的奇异值分解法(SVD)和由 Faugeras[41]等人提出的单位四元数法(Unit-Quaternions)。本文中利用后者进行最优化求解。

用单位四元数 q ($|q|=1$)来表示旋转矩阵 R。由四元数的性质可知，矩阵和向量相乘与两个四元数相乘[42](记为 $\wedge$)是一致的，如 $R\boldsymbol{v} = q \wedge \boldsymbol{v} \wedge \bar{q}$，其中 $\boldsymbol{v}$ 是一个三维向量，$\bar{q}$ 是 q 的共轭，则式(3.22)可表示为：

$$\begin{aligned} E = \sum_{i=1}^{k} w_i \left\| \boldsymbol{n}_2^i - R\boldsymbol{n}_1^i \right\|^2 &= \sum_{i=1}^{k} w_i \left(\left| \boldsymbol{n}_2^i - q \wedge \boldsymbol{n}_1^i \wedge \bar{q} \right| \cdot |q| \right)^2 \\ &= \sum_{i=1}^{k} w_i \left| \boldsymbol{n}_2^i \wedge q - q \wedge \boldsymbol{n}_1^i \right|^2 \end{aligned} \tag{3.23}$$

由四元数乘积的定义，可得下式关于 q 的线性关系：

$$\boldsymbol{n}_2^i \wedge q - q \wedge \boldsymbol{n}_1^i = A_i q \tag{3.24}$$

其中，A_i 是一个 4×4 的反对称矩阵，$\left[\boldsymbol{n}_1^i - \boldsymbol{n}_2^i\right]_\times$ 是由 $\boldsymbol{n}_1^i - \boldsymbol{n}_2^i$ 定义的反对称矩阵：

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & (\boldsymbol{n}_1^i - \boldsymbol{n}_2^i)^T \\ -(\boldsymbol{n}_1^i - \boldsymbol{n}_2^i) & \left[\boldsymbol{n}_1^i - \boldsymbol{n}_2^i\right]_\times \end{bmatrix} \tag{3.25}$$

则式(3.23)可表示为：

$$E=\sum_{i=1}^{k} w_i \left|A_i q\right|^2 = \sum_{i=1}^{k} w_i q^T A_i^T A_i q \tag{3.26}$$

其中 $A=\sum_{i=1}^{k} w_i A_i^T A_i$ 是一个对称矩阵，式(3.26)最后可表示为 $E=q^T Aq$，又 q 为单位四元数，因此有约束 $q^T q=1$。利用拉格朗日乘子法，使 E 最小的 q 应该满足式(3.27)：

$$\frac{\partial}{\partial n}\left(E+\lambda(1-q^T q)\right)=\frac{\partial}{\partial n}\left(q^T Aq+\lambda(1-q^T q)\right)=0 \tag{3.27}$$

于是有：

$$Aq=\lambda q \tag{3.28}$$

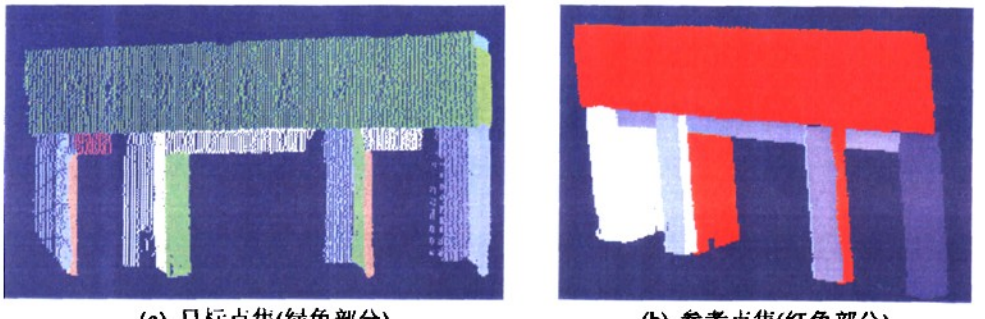
q 是 A 的一个特征向量，将式(3.28)代入 $E=q^T Aq$ 中，可得 $E=\lambda$。因此 E 能取到的最优值是 A 的最小特征值，此时 q 取该最小特征值对应的特征向量。计算出 q 就可以利用式(3.20)直接求出与之对应的旋转矩阵 R。

估计出旋转矩阵 R 后，通过下式(3.29)计算得到平移向量 t：

$$t=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\left(m_2^i-Rm_1^i\right) \tag{3.29}$$

3.3.3 坐标变换实现配准

用上述求解出来的刚体变换参数 (R,t)，对参考点集 $\{P_i\}$ 进行坐标变换，将其转换到目标点集 $\{Q_i\}$ 所在的坐标系下实现配准。如图 3.9 所示分别表示目标点集(a)和参考点集(b)，图 3.10 是两视点在配准前的位置关系，图 3.11 是配准后两视点的位置关系。



(a) 目标点集(绿色部分) (b) 参考点集(红色部分)

图 3.9 两视点特征平面图



图 3.10 配准前两幅数据的位置

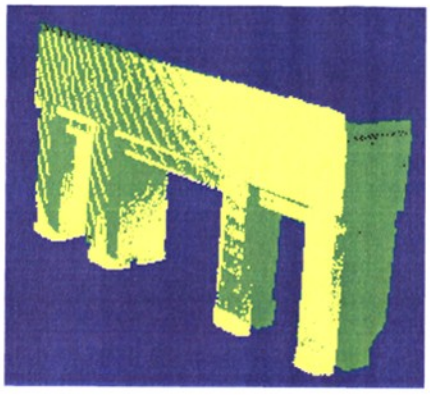


图 3.11 配准结果

从结果图 3.11 可以看出，本次配准虽基本上将两幅点云实现了配准，但配准精度不高，两幅点云之间还存在一定的旋转和平移，否则重叠区域用两种颜色标记的点云应具有均匀的交错分布。但本章算法的目的仅是为下章的精确配准算法提供了初值，从这个角度来讲，本章算法的结果是能够满足要求的。

3.4 本章小结

本章对基于平面特征的影像数据配准问题进行了研究。首先对模型数据进行目标提取和数据精简，在保证数据特征的基础上降低了数据量。然后通过局部平面拟合和点集归并实现影像数据的平面分割，得到一系列平面点集。最后利用点集的平面特征求解刚体变换参数(R,t)，该方法的配准精度不高，目的是为下章的精确配准算法提供配准初值。

4 基于ICP的影像数据配准

4.1 迭代最近点法ICP

目前自动配准最常用的方法是由Besl和McKay[5]提出的基于自由形态曲面的配准方法，也称为迭代最近点法ICP(Iterative Closest Point)。ICP是一种解决3D点集配准问题的通用方法，其实质是基于最小二乘的最优匹配。通过迭代找新的最近点，计算刚体变换参数，直到由残差的平方和所构成的目标函数值达到一个设定阈值，停止迭代。

ICP可以进行如下描述[43]：

输入：$P=\left(p_1,p_2,\cdots,p_{N_P}\right)$(参考点集)和$Q=\left(q_1,q_2,\cdots,q_{N_Q}\right)$(目标点集)。

输出：刚体转换参数(R,t)，配准P和Q。

初始化：$k=0$，$P_0=P$(点集初始位置)，$R_0=I$和$t_0=(0,0,0)$。

循环迭代次数k：

(1) 计算最近点：

为P中每个点$P_k=\{p_{i,k}\}$计算欧氏平方距离$d(p,q)=\|p-q\|^2$，寻找最近点$Y_k=\{y_{i,k}\}$，如式(4.1)所示：

$$y_{i,k}=c\left(p_{i,k}\right)=q\,|\min_{x\in Q} d\left(p_{i,k},q\right) \tag{4.1}$$

(2) 参数计算：

定义点对$\{p_{i,0},y_{i,k}\}$配准的均方误差作为R_k和t_k的函数，计算刚体变换参数(R_k,t_k)，使$p_{i,0}$和$y_{i,k}$更接近，使得均方误差$e(R_k,t_k)$达到最小：

$$e(R_k,t_k)=\frac{1}{N_p}\sum_{i=1}^{N_p}\left\|\left(R_k p_{i,0}+t_k\right)-y_{i,k}\right\|^2 \tag{4.2}$$

$$e_k=\min_{R_k,t_k} e(R_k,t_k) \tag{4.3}$$

(3) 实现配准：

应用(2)中得到的刚体变换参数，计算得到新数据$P_{k+1}=\{p_{i,k+1}\}$：

$$p_{i,k+1}=R_k p_{i,0}+t_k \tag{4.4}$$

(4) 迭代终止：

当达到最大迭代次数或误差收敛于一个阈值即$e_{k-1}-e_k<\tau$时停止循环迭代，置$R=R_k$，$t=t_k$，否则继续进行下次迭代。

ICP算法的每次迭代，最小化均方误差都使P和Y更加接近，而Y是P在Q上的最近点，这使得每次迭代后P和Q更加接近，正是基于这样的思想Besl等人给出了ICP算法收敛性的证明。

对每次迭代k，P_k和Y_k之间的平均距离d_k可以定义如下：

$$d_k = \frac{1}{N_p}\sum_{i=1}^{N_p}\left\|p_{i,k} - y_{i,k}\right\|^2 \tag{4.5}$$

当d_k达到最小时，最小均方误差是：

$$e_k = \frac{1}{N_p}\sum_{i=1}^{N_p}\left\|\left(R_k p_{i,0} + t_k\right) - y_{i,k}\right\|^2 = \frac{1}{N_p}\sum_{i=1}^{N_p}\left\|p_{i,k+1} - y_{i,k}\right\|^2 \tag{4.6}$$

则$e_k \le d_k$，在第$k+1$次迭代后，得到P_{k+1}的最近点点集Y_{k+1}，它们之间的距离关系可以简单的表示如下：

$$\left\|p_{i,k+1} - y_{i,k+1}\right\|^2 \le \left\|p_{i,k+1} - y_{i,k}\right\|^2, i = 1,\cdots,N_p \tag{4.7}$$

因为$y_{i,k+1}$是$p_{i,k+1}$的最近点，所以$d_{k+1} \le e_k$，由于误差不会小于0，因此对所有k可以得到如下关系式：

$$0 \le e_{k+1} \le d_{k+1} \le e_k \le d_k \tag{4.8}$$

ICP算法使e_k单调收敛于一个局部最小值，则以e_k为目标函数的ICP也单调收敛。

原始ICP算法存在如下两个不足之处：

(1) 初始位姿要求严格：ICP 算法要求配准的两幅影像数据初始位姿不能与真实位姿偏差太大，否则会陷入局部最小，得不到全局最优解。但在实际扫描时，不能保证所有视点的影像数据都有符合要求的初始位姿。

(2) 算法运行效率低：ICP 算法是以长时间迭代为代价获取最优解的，其中的计算最近点过程几乎占据了算法全部的运行时间，如表4.1所示。ICP算法的时间复杂度是$O(N_p N_q)$，当数据量很大时，迭代过程非常耗时，配准算法的这种效率很难满足实际应用的需求。

表4.1 计算最近点耗时的百分比

点云数量	1000	4000	16000	64000
搜索最近点	93.0%	97.2%	98.2%	98.8%

4.2 ICP 算法改进

4.2.1 ICP 算法的改进分析

针对以上 ICP 算法的两个不足之处，目前已有了一些解决方法[44]。通过对原始影像数据进行初始配准来满足ICP对初始位姿的要求。初始配准可以通过中心重合、贴标签和特征提取等方法来实现。本文采用基于平面特征的配准方法，实现了无需在场景中事先放置任何标记物，以较少的人机交互计算出原始影像数据的初始位姿。

为解决ICP算法运行效率低的问题，很多学者在提高最近点计算速度上做了大量研究[45]。Langis[46]提出了ICP算法并行处理方法，通过对硬件进行改进有效地提高了算法

的运行速度。除了上述改进方法外，常用的还有 Besl[5]提出的“加速 ICP”及 Simon[4]在 Besl 的基础上提出的通过分离旋转矩阵和平移向量来减少迭代次数的方法；Chen 和 Medioni[14]提出的利用部分特征数据代替全部数据的基于控制点的减少处理数据量的方法；以及 Rusinkiewicz 和 Levoy 提出的 point-to-projection 快速搜索最近点的方法。本文将减少数据量和提高最近点搜索速度两种方法相结合，来提高 ICP 的运行效率，其中前者通过第三章的平面分割点集来实现。

4.2.2 STCNN 最近点搜索算法

STCNN[48]算法是一种优于 k-d tree 的最近点搜索算法。它利用球形约束和三角约束来实现快速搜索最近点。

设 $P=\{p_i\}$ 是包含 N_p 个三维点的点集，q 是一个目标搜索点，则 P 中 q 的最近点 p_c 应满足如下关系式(4.9)：

$$\|q-p_c\| \le \|q-p_i\| \quad \forall p_i \in P \tag{4.9}$$

在此给 p_c 一个初值估计 $\hat{p}_c \approx p_c$。

4.2.2.1 球形约束(Spherical Constraint)

球形约束的特性是：任何一个比当前 q 的最近点估计 $\hat{p}_c$ 更接近 q 的点，都在以 $\hat{p}_c$ 为圆心，以 $2\|q-\hat{p}_c\|$ 为半径的圆内，如下图 4.1 所示，可得式(4.10)：

$$\|q-p_i\| < \|q-\hat{p}_c\| \Rightarrow \|\hat{p}_c-p_i\| < 2\|q-\hat{p}_c\| \tag{4.10}$$

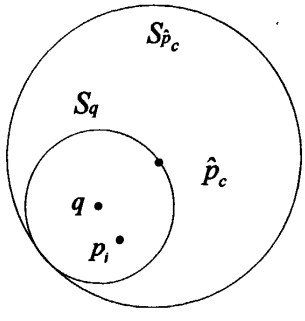


图 4.1 球形约束示意图

其中，S_q 表示以 q 为圆心，半径为 $\|q-\hat{p}_c\|$ 的圆；$S_{\hat{p}_c}$ 表示以 $\hat{p}_c$ 为圆心，$2\|q-\hat{p}_c\|$ 为半径的圆。

球形约束描述了一个充分不必要的识别最近点条件，因为有些点可能只满足式(4.10)。当估计值 $\hat{p}_c$ 十分接近 p_c 时，球形约束可以过滤掉很多无效点。

4.2.2.2 三角不等式约束(Triangle Inequality Constraint)

设一个度量空间中有点 p_i、p_j 和 p_k，并且定义 $\|p_i-p_j\|$ 是点 p_i 和 p_j 之间的欧式距离。对三角不等式描述如下：

$$\left|\left\|p_i-p_j\right\|-\left\|p_j-p_k\right\|\right| \le \left\|p_i-p_k\right\| \le \left\|p_i-p_j\right\|+\left\|p_j-p_k\right\| \tag{4.11}$$

当三个点在同一条直线上，并且p_j不在p_i和p_k之间时，满足式(4.11)的下限等号约束；当p_j在p_i和p_k之间时，满足式(4.11)的上限等号约束。

三角约束命题：

$$\left|\left\|q-\hat{p}_c\right\|-\left\|\hat{p}_c-p_i\right\|\right| > \left\|q-p_j\right\| \Rightarrow \left\|q-p_i\right\| > \left\|q-p_j\right\| \tag{4.12}$$

证明：由式(4.11)可以得出$\left\|q-p_i\right\| \ge \left|\left\|q-\hat{p}_c\right\|-\left\|\hat{p}_c-p_i\right\|\right|$，将此式带到式(4.12)的左边，即得到：

$$\left\|q-p_i\right\| \ge \left|\left\|q-\hat{p}_c\right\|-\left\|\hat{p}_c-p_i\right\|\right| > \left\|q-p_j\right\| \tag{4.13}$$

在一些文献[49-50]中，式(4.13)形式的三角约束已经被应用在解决最近点的问题中。在此根据顺序定理给出一个不同的处理方法，顺序定理的主要思想是依据点到$\hat{p}_c$的距离，按距离值从小到大增序排列这些点，任何不符合三角约束的点都认为是不正确的最近点。进一步说，当这些点按递增顺序进行排列时，所有超出阈值，排列在后面的点都不满足三角约束，认为是无效点，不再参与最近点的后续处理。

顺序定理：

设$P=\{p_i\}$是一个按点p_i到$\hat{p}_c$的距离值为标准增序排列的一个数据集合，则有：

$$i<j \Leftrightarrow \left\|p_i-\hat{p}_c\right\| \le \left\|p_j-\hat{p}_c\right\| \tag{4.14}$$

如果p_i到$\hat{p}_c$的距离比目标查询点q到$\hat{p}_c$的距离大，也就是$\left\|q-\hat{p}_c\right\| \le \left\|p_i-\hat{p}_c\right\|$，则有如下关系式：

$$\left|\left\|q-\hat{p}_c\right\|-\left\|p_j-\hat{p}_c\right\|\right| > \left\|q-p_i\right\| \Rightarrow \left\|q-p_k\right\| > \left\|q-p_i\right\| \quad \forall k \ge j \tag{4.15}$$

证明：由式(4.11)三角不等式的下限约束可得：

$$\left\|q-p_k\right\| \ge \left|\left\|p_k-\hat{p}_c\right\|-\left\|q-\hat{p}_c\right\|\right| \tag{4.16}$$

有序数据集合P保证了p_k和p_j到$\hat{p}_c$的距离都大于q到$\hat{p}_c$的距离，则有：

$$\begin{aligned}\left|\left\|p_k-\hat{p}_c\right\|-\left\|q-\hat{p}_c\right\|\right| &= \left\|p_k-\hat{p}_c\right\|-\left\|q-\hat{p}_c\right\| \\ &\ge \left\|p_j-\hat{p}_c\right\|-\left\|q-\hat{p}_c\right\|\end{aligned} \tag{4.17}$$

将式(4.17)和(4.16)带入到式(4.15)的左边可得式(4.15)右边的不等式：

$$\begin{aligned}\left\|q-p_k\right\| &\ge \left\|p_k-\hat{p}_c\right\|-\left\|q-\hat{p}_c\right\| \\ &\ge \left\|p_j-\hat{p}_c\right\|-\left\|q-\hat{p}_c\right\| > \left\|q-p_i\right\|\end{aligned} \tag{4.18}$$

顺序定理的2D几何解释详见图4.2所示。这些点显示的顺序是按点到$\hat{p}_c$的距离值递增顺序排列，如$\{p_1,p_2\cdots p_i\cdots p_j,p_k\cdots\}$。为了便于说明点到$\hat{p}_c$的距离，定义

$R_j=\|p_j-\hat{p}_c\|$和$R_q=\|p_q-\hat{p}_c\|$来分别表示p_j和p_q到$\hat{p}_c$的距离，到q的距离定义为$D_i=\|p_i-q\|$。需要注意的是p_i和p_j并不是连续的，如在式(4.14)中。为了便于说明这些点的顺序，这些点被描述成从$\hat{p}_c$向外线性辐射的形状。对它们分布起关键作用的是它们到$\hat{p}_c$的距离，只要它们到$\hat{p}_c$的距离相等，就会被分配到同一球面上。

下图 4.2 所示的三个球球心都是$\hat{p}_c$，球S_0的半径是R_q，球S_i^-和S_i^+的半径分别是R_q-D_i和R_q+D_i。根据顺序定理，所有在环面$S_i^+-S_i^-$之外的点都不是q的最近点，因此在S_i^-之内和在S_i^+之外的点在接下来的迭代过程中不再参与运算。

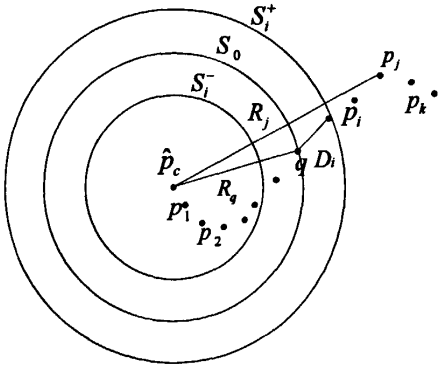


图 4.2 顺序定理示意图

4.3 基于平面分割的改进 ICP 算法

针对以上 ICP 算法的改进分析，在实际应用中通过将平面分割算法和 STCNN 最近点搜索算法相结合来实现。第三章中不仅实现了数据的平面分割，得到一系列平面点集，且实现的两幅影像数据的初始配准，该配准结果为 ICP 算法提供了一个很好的初始位姿。在本次改进的 ICP 算法中，从初始配准之后的两个相邻视点的影像数据中各选取多幅对应平面点集来代替全部数据作为配准数据。在此仅以一幅对应点集为例来说明算法的实现，令点集$P=\{p_1,p_2,\cdots,p_{Np}\}$为参考点集，$Q=\{q_1,q_2,\cdots,q_{Nq}\}$为目标点集。在 STCNN 搜索算法中，首先要为参考点集中的点建立ε-邻域，然后在此基础上完成最近点搜索。通过最近点对计算刚体变换参数，实现 ICP 配准。

4.3.1 参考点集的 ε 邻域

点的ε-邻域是指在点集中搜索距离某个点小于ε的邻近点，如图 4.3 所示即某个点的邻近点分布情况。

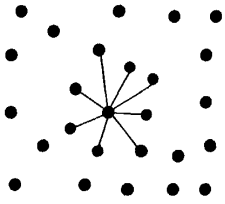
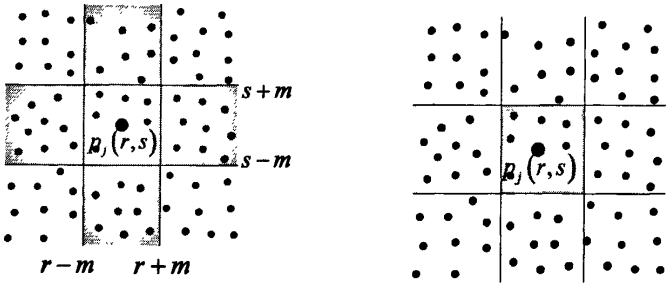


图 4.3 邻近点示意图

本章采用网格划分法[51]求取点的 ε-邻域。将影像数据中的点按 x,y,z 坐标大小进行三维排序，这样在每一维坐标中得到了正反两个索引，并在该网格内搜索 ε-邻域。设有 n 个点 p_j，$j=1,2,\cdots,n$，对这 n 个点分别根据它们的 x,y,z 坐标值，按照由小到大的顺序进行三维排序。先 x 方向排序，如果 x 坐标相同，则比较 y 坐标值，小的排在前面，大的排在后面，如果 y 坐标也相同，再比较 z 坐标值，小的排在前面，大的排在后面。

当排序结束后，用一个适当的距离阈值分别取序列中位于中心点各坐标正反两个方向的点。设阈值为 ε，在 x 方向上，以某点 p_j 为中心，沿着正反两个方向依次搜索 m 个点，同样在 y 和 z 方向上也分别在两个方向搜索 m 个点，即可得到一个交集。

以二维搜索为例，如图 4.4(a)所示，其中最大的黑点为中心点 $p_j(r,s)$，灰色区域是为沿 x、y 方向搜索得到的邻近点的备选点集。如图 4.4(b)所示的灰色区域是 p_j 的备选 ε-邻域点集。



(a) ε 近邻点的备选点集　　(b) 点集的交集

图 4.4 邻近点搜索图

同样三维数据点也是如此，即分别沿着 x，y 和 z 轴 3 个方向搜索，这样就得到了一个点的子集，这个子集必然包括了中心点为 p_j 的 ε-邻域，然后计算这些点到中心点的距离，小于 ε 的点即为 p_j 点的 ε-邻域。将这些 p_j 的 ε-邻域点按到 p_j 距离由小到大的顺序存储在数组 $p_j[\cdot]$ 中。用变量 k 来表示一个点的不同身份定义 $p_j[k]$ 和该点到 p_j 距离的定义 $|p_j[k]|$。例如，如果 $p_j[\cdot]$ 的第 5 个元素是 p_i，则 $p_j[5]=p_i$，$|p_j[5]|=\|p_j-p_i\|$。

总的来说，ε-邻域可以进行如下描述：

(数据关系)：

$$p_i \in p_j[\cdot] \Leftrightarrow \|p_j-p_i\| \le \varepsilon \tag{4.19}$$

(顺序关系)：

$$\left|p_j[a]\right| < \left|p_j[b]\right| \Leftrightarrow a < b \tag{4.20}$$

ε-邻域的建立为 STCNN 算法最近点搜索奠定了基础。

4.3.2 搜索最近点

为Q中的每一点在点集P中用 k-d tree 搜索最近点，这些最近点作为算法首次运行时的最近点初值估计。用得到的$q_i \in Q$的最近点来初始化初步估计$\hat{p}_c$，即$\hat{p}_c \approx p_c$，在以后的搜索中依次用上次迭代得到的最近点作为本次迭代最近点的估计值。由于q_i的最近点在每次迭代后都会变化，因此$\left\|q_i - \hat{p}_c\right\|$的值要随着每次迭代重新计算。如图 4.5 所示是 STCNN 搜索算法的伪代码。

从下面的伪代码可知，建立参考点集的ε-邻域后，要通过球形约束判断q_i的最近点是否在ε-邻域$\hat{p}_c[\bullet]$内。如果$\varepsilon > 2\left\|q_i - \hat{p}_c\right\|$，则表示最近点一定是$\hat{p}_c[\bullet]$内的元素；相反地，如果$\varepsilon \le 2\left\|q_i - \hat{p}_c\right\|$，则说明初始估计$\hat{p}_c$不能充分约束最近点在$\hat{p}_c[\bullet]$中，则需要用传统的最近点搜索方法重新找$q_i$的最近点，重新进入 *for* 循环进行判断。一旦满足球形约束，则可以通过只计算目标查询点q_i和$\hat{p}_c[\bullet]$中所有的点之间的距离来判断是否满足三角约束。当ε足够小时，P中的ε-邻域也就足够的小，这样可以提高搜索效率。

通过对$\hat{p}_c[\bullet]$中的有序点进行三角约束可以进一步提高搜索效率。把q_i的最近点初始化为$\hat{p}_c$，并且保存初值到临时变量$p_d = \hat{p}_c$。对保存在$\hat{p}_c[\bullet]$中的点，从第一个元素开始，连续对所有的点进行三角约束判断。

如果对任意k有：

$$\left\|\left\|q_i - \hat{p}_c\right\| - \left|\hat{p}_c[k]\right|\right\| > \left\|q_i - p_d\right\| \tag{4.21}$$

则通过式(4.12)有：

$$\left\|q_i - \hat{p}_c[k]\right\| > \left\|q_i - p_d\right\| \tag{4.22}$$

则$\hat{p}_c[k]$不是最近点，由于$\hat{p}_c[\bullet]$中的点是按到$\hat{p}_c$距离的增序方式存储，依据顺序定理则$\hat{p}_c[k]$中所有序号大于k的元素都不满足三角约束，则此时q_i的最近点就是p_d。

相反地，如果任意一点$\hat{p}_c[k]$满足三角约束：

$$\left\|\left\|q_i - \hat{p}_c\right\| - \left|\hat{p}_c[k]\right|\right\| \le \left\|q_i - p_d\right\| \tag{4.23}$$

则$\hat{p}_c[k]$可能比p_d到q_i的距离更小。计算该点到q_i的距离，如果比当前值$\left\|q_i - p_d\right\|$小，则更新p_d的值为$\hat{p}_c[k]$，继续循环遍历数组中下一元素。对q_i搜索最近点的循环结束条件是不满足三角约束，或$\hat{p}_c[\bullet]$中所有的元素都已被遍历一遍。

```
//初始化
对参考点集 p_j ∈ P
{
   construct p_j[•];
}
//迭代次数 > 1
对应目标点集所有点 q_i ∈ Q
{
   用上次迭代的最近点做为本
     次q_i最近点的初值估计 p̂_c = p_c
    minD = ‖q_i − p̂_c‖;
    if(2minD < ε )        // 满足球形约束
    {
        k = 1 , p_d = p_c, Done = FALSE;
        while(Done == FALSE and k ≤ size of p̂_c[•] )
        {
           if( ‖q_i − p̂_c‖ − |p̂_c[k]‖ > min D ) // 不满足三角约束
           {
              p_c = p_d;
              Done = TRUE;
           }
           else     // 满足三角约束
           {
              if( ‖q_i − p̂_c[k]‖ < min D )
              {
                 min D = ‖q_i − p̂_c[k]‖;
                 p_d = p̂_c[k];
              }
           }
           k++;
        }
        p_c = p_d
    }
    else   // 不满足球形约束
    {
       重新搜索最近点得到 p_c
    }
}
```

图 4.5 STCNN 搜索最近点算法伪代码

利用该算法对最少三对平面点集搜索最近点，用所得到的最近点对计算刚体变换参数(R,t)，实现配准。

在上述条件下，ICP 的收敛特性可以得到满足。根据收敛法则，每一次成功的迭代，均方误差(MSE)都会单调递减，总的来讲，每次迭代$\|q_i - p_c\|$和$\|q_i - \hat{p}_c\|$的值都是趋向递减。ICP 算法的特性就是在开头几次迭代收敛的很快，会使参考点集有大幅度的刚体变换，然而之后的迭代会变得缓慢，变换也会随之减小。如果想得到一个高速度的变换效果，则在耗时较多的迭代过程中应用 STCNN 方法，可使 ICP 算法运行效率更高。

4.3.3 算法实现

经过上述分析，ICP 配准实现流程可以进行如图 4.6 所示的描述：

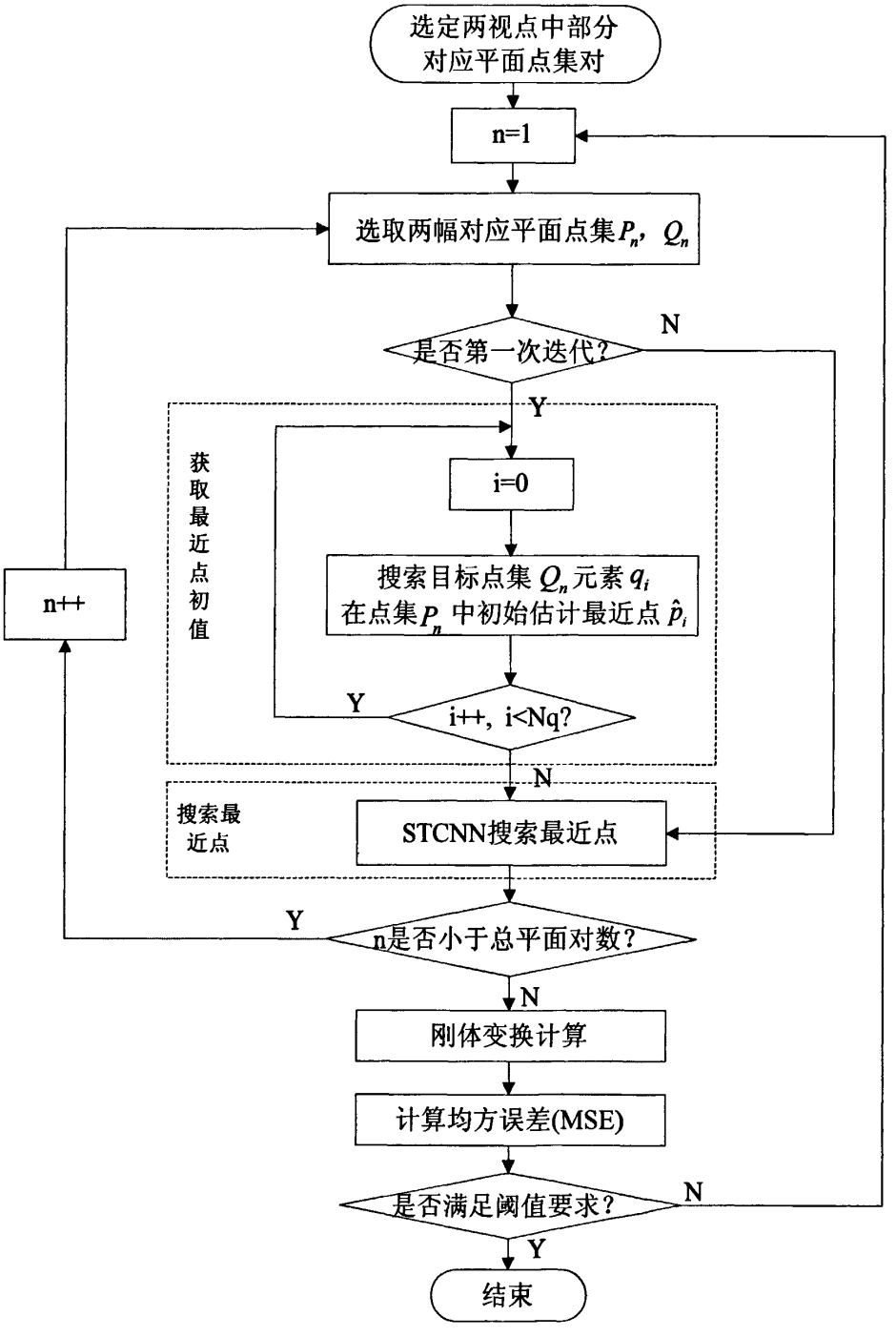
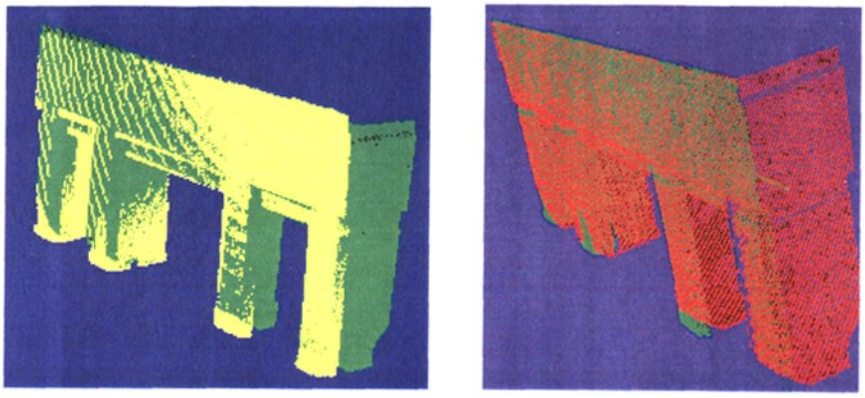


图 4.6 基于平面分割的 ICP 算法配准流程图

4.4 配准结果及算法的改进分析

4.4.1 配准结果

如图 4.7(a)是视点 1 和视点 2 目标影像的初始配准效果图，图 4.7(b)所示是目标影像的 ICP 配准结果图。图 4.8 是工程中全部 5 个视点的目标影像数据经过 ICP 环形配准形式所得的配准效果图。



(a) 初始配准　　(b) ICP 配准

图 4.7 配准效果图

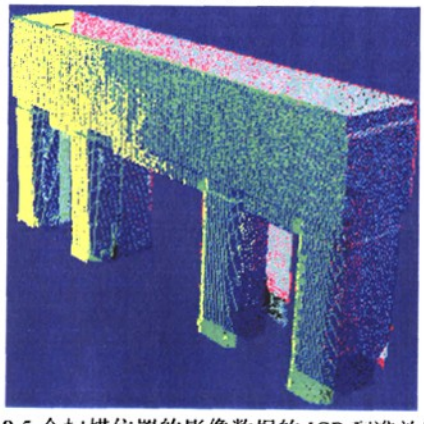


图 4.8 5 个扫描位置的影像数据的 ICP 配准效果图

从以上两个 ICP 配准效果图中可以看出，此次配准可以达到比初始一次配准更为精确的配准效果。且在本次的 ICP 算法中加入了球形三角约束近邻搜索算法 STCNN，有利于提高最近点对的搜索速度，提高算法的运行效率。

4.4.2 算法改进分析

本实验数据是通过 RIEGL 公司的 LMS-Z 系列三维激光扫描仪获取。整个实验运行在 Pentium(R) D 2.80G CPU，512M 内存的 PC 机上，采用 VC++和 VTK 作为算法的开发及运行环境。本次改进的 ICP 算法，在 3.3 节基于平面特征配准的基础上，进一步精确配准。改进后的算法有如下几个特点：

(1) 在最近点搜索阶段，在对应于同一实际场景的两幅相邻平面点集中寻找对应点对，这样有利于减小判断两幅影像数据之间重叠区域的复杂度。这样小规模的数据量也有利于加快最近点的搜索速度。

(2) 利用全部数据的大部分分割平面点集作为配准数据源，不仅可以减小利用全部数据进行迭代的计算量，也有利于减小用一幅点集或利用每个分割点集的重心坐标集合实现配准的误差。

(3) 文中在视点1和视点2配准中共选用了7幅点集对，视点1中这些点集中点的数目共21099个，视点2是32558个。根据扫描仪的分辨率，在STCNN算法中选取$\varepsilon = 2\text{mm}$，使参考点集每个点的ε-邻域里包含25个点，最近点搜索阶段耗时1.524s，总的配准过程耗时14.74s。如下表4.2所示是改进后的ICP在搜索最近点时耗时占据整个配准耗时的百分比。

表4.2 改进后ICP计算最近点耗时

点云数量	1000	4000	16000	64000
搜索最近点	69.8%	75.1%	76.8%	78.1%

从表4.2与表4.1可以看出，该改进算法可以有效地提高最近点的搜索速度，减少搜索阶段的运行时间。从两个表中都可以看到，随着点云数量的不断增多，整个配准过程的耗时和搜索最近点的耗时都有所增加，但是改进后的算法比原始ICP在最近点搜索效率上有明显的改进。随着扫描仪分辨率的不断提高，数据采集的精度也越来越高，且室外建筑物数据量通常很大，为了保证足够的配准进度，需要尽量多的配准数据源，该改进算法为快速处理大量数据提供了可能，也为快速三维建模的研究提供了算法基础。

改进算法不仅在搜索速度上有很大的改进，且该新的搜索最近点搜索算法在效率和精确性上也有明显的优势，如当点数目达到94884个，$\varepsilon = 3$时，得到参考点集中点的总数和按最近点距离计算得到的最近点数量的比值E_c的曲线图，如图4.9[48]所示。

$$E_c = n/m \tag{4.24}$$

其中m是每次搜索最近点满足式子$\|q - p_i\|$的最近点数量，n在此是参考点集P上的所有点，即94884个。当迭代到40次时，得到$E_c > 47442$，此时可得$m < 2$，即q的最近点p_i少于2个，则认为此时只有一个精确最近点。这使得在相同的迭代次数内，STCNN能够找到比k-d tree更为精确的最近点，后者找到的却是一个区域范围内的最近点。

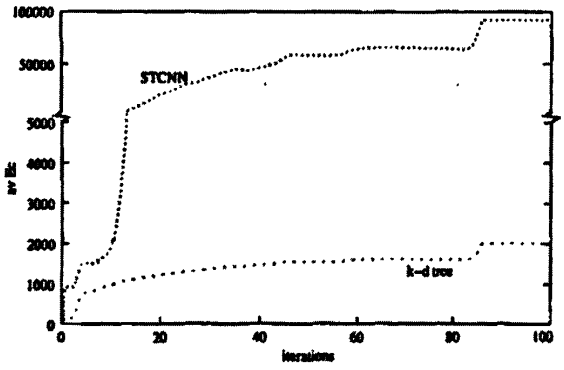


图 4.9 基于迭代次数变化的 E_c 曲线图

本文中正是利用 STCNN 的这些优点，选用了多幅点集来实现配准，不仅会增加配准的精确度，也不会因为数据量大对算法的运行效率影响太多。传统的 ICP 算法是通过对应点对之间的欧式距离作为迭代终止的判断条件，但对于含有大量平行平面的建筑来说，这样会增加误差的累计[52]，因此，本文中采用求两点之间的均方距离[53]来估计最终的配准误差。

4.5 数据融合

配准之后，两幅影像数据重叠区域出现了严重的数据冗余，破坏了原来单幅点云之间的拓扑结构，需要消除这些冗余点来生成单一的网格模型。本文采用包围盒[54]的方法进行数据融合。该方法采用体包围盒来约束点云，首先计算配准后模型中所有点数据在三个坐标方向上的最小最大值 $x_{\min}$、$x_{\max}$、$y_{\min}$、$y_{\max}$、$z_{\min}$、$z_{\max}$，将模型放入一个完全包围数据大小为 $[x_{\max}-x_{\min}]\cdot[y_{\max}-y_{\min}]\cdot[z_{\max}-z_{\min}]$ 的立方体中，然后将大包围盒分割成多个边长为 L 的小立方体，则最小立方体在三个坐标轴方向上的分辨率为：

$$m=(\text{int})(x_{\max}-x_{\min})/L+1 \tag{4.25}$$

$$n=(\text{int})(y_{\max}-y_{\min})/L+1 \tag{4.26}$$

$$l=(\text{int})(z_{\max}-z_{\min})/L+1 \tag{4.27}$$

将所有的数据按照编号规则放入不同的单位立方体中，并将单位立方体中的所有点按到立方体中心点的距离附一权值，最后将立方体中所有点求加权平均值，得到新的点作为数据融合后的单一点。该方法可以减少点的数量，但为了在数量减少的同时保留模型特征，在选取 L 时要根据点的总数、数据范围、数据点的密度等信息来进行约束[55]，使不同点密度的点不仅能真正的融合为一体，得到一个完整、单一的网格模型，且不会造成模型特征的丢失。

4.6 本章小结

本章对基于ICP的配准算法进行了研究和改进，以实现影像数据的自动、精确配准。文中将平面分割算法与STCNN算法相结合来实现对ICP算法的改进，首先通过前者给出了影像数据的初始配准，解决了ICP算法对初值敏感的问题；其次利用后者解决了搜索最近点速度慢的问题；最后对配准结果进行数据融合，简化重叠区域的数据，为表面建模提供合适的点云数据模型。改进后的ICP算法有利于加快数据量庞大的室外建筑场景的重建速度。

5 系统实现及实验分析

为了对前文设计的基于 LiDAR 影像数据的配准算法的有效性进行实验验证，本文利用 VC++作为开发平台，结合可视化类库 VTK 来完成实验平台的构建。

5.1 可视化类库 VTK

VTK(Visualization Toolkit)[56]是 Kitware 公司开发的一个开放源码的可视化类库。支持 2D、3D 或者更高维空间数据的处理及可视化显示。该工具库是基于 OpenGL 的开发工具，有超过 500 个 C++类库组成，移植性好，且支持跨平台使用。

5.1.1 VTK 的架构介绍

VTK 是一个动态链接库，可以很容易的嵌到别的应用程序中来使用。使用者利用它可以方便地开发自己的系统。VTK 的层次结构主要有利用 C 语言编写的已编译的核心层(C++类库)，和按一定规则生成的支持脚本语言的解释层两部分[57]。编译后的 VTK 动态链接库，在与相应的脚本语言绑定后，即可形成解释型语言接口，即解释层，如下图 5.1 所示。

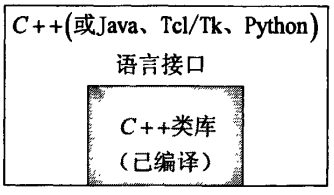


图 5.1 VTK 的层次结构图

VTK 是一个面向对象的可视化类库，它内部封装了可视化过程中常用的算法。它的框架结构如下图 5.2 所示。VTK 采用流水线(Pipeline)机制，几乎可以处理任何数据类型，方便建立自己的可视化流程。

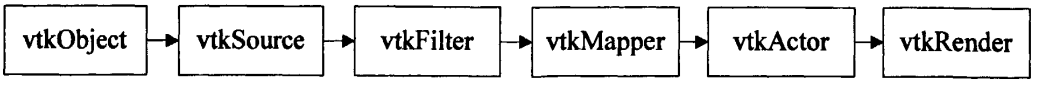


图 5.2 VTK 的框架结构图

vtkObject 是 VTK 的基类，为整个可视化流程提供最基本的处理方法。

vtkSource 为整个可视化流程定义具体的行为和接口。

vtkFilter 将原始数据转换成 VTK 可以直接处理的数据形式。

vtkMapper 将 vtkFilter 处理后的数据映射成几何数据，是原始数据和图像数据之间的接口。

5.1.2 VTK 图形处理

5.1.2.1 VTK 的图形模式

VTK 图形模式[58]的主要任务是将数据的几何形状展示为直观的三维图形，并可以对图像显示窗口的照相机、颜色、窗口属性等等进行设置和操作，方便进行人机交互。

VTK 的一个特点就是对于任何进行可视化处理的数据，它都是通过角色在窗口中表示出来，建立最基本完整的图形显示应该包括以下几个操作：

(1) 为场景建立一个演员 Actor。该演员通过 vtkActor()类来绘制，演员的属性通过映射器 SetMapper 来关联。每个 Actor 代表了场景的一个对象。

(2) 为演员创建一个表演窗口 Renderer。该窗口通过绘制器 vtkRenderer()来建立，并通过 AddActor()的方式将演员添加到窗口，此时可以为演员设置一定的属性，为窗口增加一些“装饰”，灯光(Light)和相机(Camera)等。

(3) 将整个表演窗口映射到舞台上 Renderwindow。该舞台由 VtkRenderWindow()类来绘制，通过 AddRenderer()添加窗口到舞台。

(4) 实现舞台的人机交互 RenderInteractor，用类 vtkRenderWindowInteractor()来实现。通过 SetRenderWindow()与舞台窗口关联。

5.1.2.2 VTK 的可视化模式

VTK 是基于数据流模型[59-60]的系统，进行可视化应用的实现主要包括两个步骤：一是建立图形来演示数据，二是建立一个数据流水线(data pipeline)，将 Source、Filters 和 Mappers 连接起来。如下图 5.3 所示是 VTK 中几种数据对象类型。

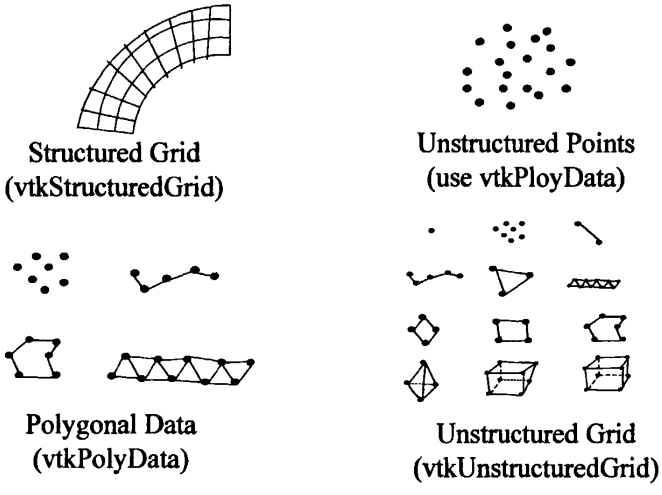


图 5.3 VTK 数据对象类型

VTK 可视化模块的执行是流水线模式，如下图 5.4 所示。从图中可以清晰的看出数据的流向，其中 Source、Filter 和 Mapper 是各种处理对象，Data Object 是被处理的数据对象。从上面介绍可知 Mapper 将流出的数据对象映射为图形数据，即是可以被

VTK 的 Actor 演示出来的数据类型。

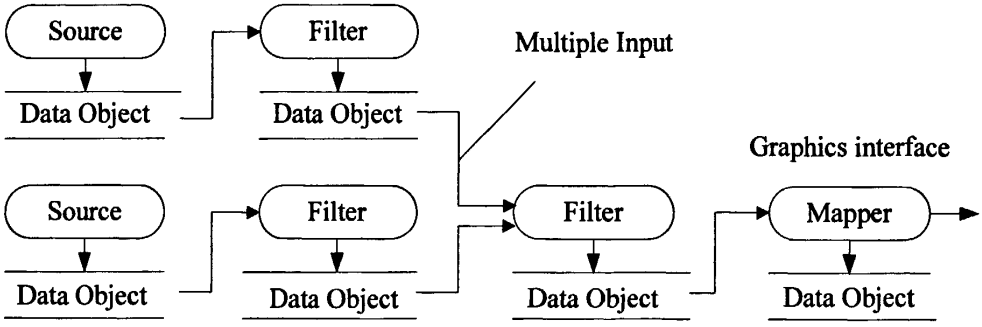


图 5.4 VTK 可视化流程图

5.1.3 VTK 可视化实例

VTK 是一个面向对象的可视化类库，其内核是由面向对象语言 C++来实现的，提供了支持其他面向对象语言的接口层，可以方便的进行面向对象[61-65]操作。VTK 对空间的分配采用静态函数 New()来实现，释放空间用 Delete()函数实现。下面用实例来介绍 VTK 的数据流程和可视化操作。

```
ifstream fin("F:/ScanPos02 - Scan01.txt");  //读数据
vtkSmartPointer<vtkPoints> points = vtkSmartPointer<vtkPoints>::New();
vtkSmartPointer<vtkCellArray> verts = vtkSmartPointer<vtkCellArray>::New();
double pt[3];
while (fin1 >> pt[0] >> pt[1] >> pt[2])
{
    vtkIdType id = points->InsertNextPoint(pt);
    verts->InsertNextCell(1,&id);
}
vtkPolyData *output = vtkPolyData::New();
    output->SetPoints(points);
    output->SetVerts(verts);
vtkPolyDataMapper *mapper = vtkPolyDataMapper::New();
    mapper->SetInput(output);  //映射成多边形数据
    mapper->SetScalarRange(0,7);
vtkActor *actor = vtkActor::New();
    actor->SetMapper(mapper);  //定义演员对象来“表演”数据内容
    actor->GetProperty()->SetPointSize(1);  //设置点的大小
    actor->GetProperty()->SetColor(0.2, 0.63, 0.3);  //绿色
    actor->GetProperty()->SetSpecularPower(20);
```

```
vtkCamera *camera = vtkCamera::New();
    camera->SetPosition(12,1,1);  //设置相机
    camera->SetFocalPoint(0,0,0);
vtkRenderer *renderer = vtkRenderer::New();
    renderer->AddActor(actor);  //将演员映射到舞台上
    renderer->SetActiveCamera(camera);
    renderer->ResetCamera();
    renderer->SetBackground(0.1,0.2,0.4);
vtkRenderWindow *renWin = vtkRenderWindow::New();
    renWin->AddRenderer(renderer);  //将舞台映射到可视化窗口
    renWin->SetSize(500,500);  //设置窗口大小
vtkRenderWindowInteractor *iren = vtkRenderWindowInteractor::New();
    iren->SetRenderWindow(renWin);  //设置交互窗口
vtkInteractorStyleTrackballCamera *style = vtkInteractorStyleTrackballCamera::New();
    iren->SetInteractorStyle(style);
    iren->Start();  //程序开始运行
    output->Delete();  //释放空间
```

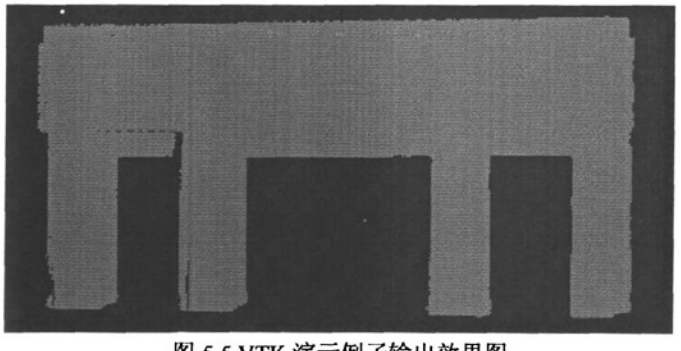


图 5.5 VTK 演示例子输出效果图

5.2 系统的主要模块及实现

本课题研究的内容是地面 LiDAR 影像数据的配准，从数据获取到完成配准，中间经过了复杂的处理过程。根据本文对数据处理算法的实现过程得到如下图 5.6 所示的系统整体数据流程图：

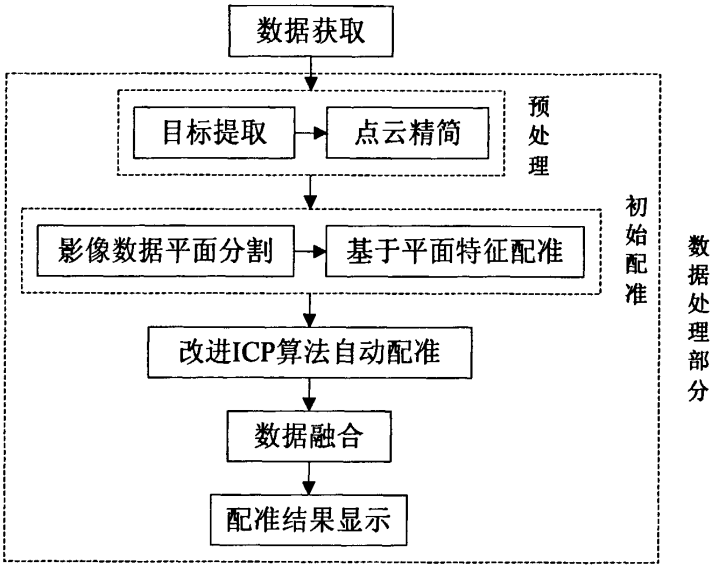


图 5.6 系统数据流程图

该流程图把数据处理部分分为预处理、初始配准、改进 ICP 算法自动配准、数据融合和配准结果显示五个模块。其中预处理实现了数据的精简，数据融合完成对配准后出现的冗余数据进行消除，得到单一的网格化模型。下面主要对基于平面特征配准和改进 ICP 配准两个模块的实现进行介绍。

5.2.1 基于平面特征配准

预处理之后得到了目标场景的影像数据。在本模块中通过平面拟合和点集归并两个步骤实现了对影像数据的平面特征提取。这是本文数据处理一个很重要的部分，其主要的数据结构和部分代码描述如下：

为了方便对每个数据点进行处理，为每个点建立数据结构：

```
struct singlePoint
{
    double x,y,z;    //点坐标
    bool pMerge;  //该点是否已加入点集，加入为 true，否则为 false
    int pIndex;     //点索引
};
```

为平面分割建立数据结构：

```
struct singleSegPoint
{
     bool pNormal;          //法向量拟合标志，成功为 true，否则为 false
     double ptNormal[3];  //存储拟合成功后的法向量
```

```
    double ptCenter[3];    //局部拟合平面的质心坐标
    singlePoint point;
};
struct plane
{
    int plOrder;    //平面点集序号，方便点的归并
    int pNumber;    //点集中包含点的数目
}
```

在本模块中，还存在一些计算过程，如解协方差矩阵求最小特征向量，在点的共面性判断等，这些计算在本文中用前面提到的 VTK 可以方便实现[26]。

如计算协方差矩阵的特征向量：

```
vtkMath *pMath = vtkMath::New();
pMath->Diagonalize3x3(matrix, eigenValue, eigenvector);
double minValue = Small(eigenValue[0],eigenValue[1],eigenValue[2]); //求最小特征值
然后根据最小特征值求出最小特征向量 minEigenVector[3];
```

计算投影点：

```
vtkPlane *pProjectPoint1 = vtkPlane::New();
vtkPlane *pProjectPoint2 = vtkPlane::New();
pProjectPoint1->ProjectPoint(point1,center1,normal1,project1);
pProjectPoint2->ProjectPoint(point2,center2,normal2,project2);
```

计算两投影点之间的距离 r_{12} 在两点法向方向上的投影距离向量：

```
double disVector[3]
      ={project1[0]-project2[0],project1[1]-project2[1],project1[2]-project2[2]};
vtkMath *pDot1 = vtkMath::New();
vtkMath *pDot2 = vtkMath::New();
pDot1->Dot(normal1,disVector);
pDot2->Dot(normal2,disVector);
```

求取两者之间的最大值作为投影距离 distance 的值，用 distance 与给定阈值进行比较来判断两点是否满足共面性。

5.2.2 ICP 算法的 VTK 实现

在本次 ICP 算法的实现过程中，借助于 VTK 中现有的 ICP 算法的部分功能来辅助

实现改进的 ICP 算法。VTK 中的 ICP 算法片段代码介绍如下：

```
vtkIterativeClosestPointTransform *pIcp = vtkIterativeClosestPointTransform::New();
pIcp->SetSource(Reader1->GetOutput());  //参考点集
pIcp->SetTarget(Reader2->GetOutput());  //目标点集
pIcp->SetMaximumNumberOfIterations(50);  //最大迭代次数
pIcp->SetCheckMeanDistance(1);
pIcp-> SetMeanDistanceModeToRMS(VTK_ICP_MODE_RMS);
pIcp->SetMaximumMeanDistance(0.001);  //迭代距离阈值
pIcp->SetMaximumNumberOfLandmarks(1000);
pIcp-> StartByMatchingCentroidsOn();
.....
vtkTransformPolyDataFilter *transPoly = vtkTransformPolyDataFilter::New();
transPoly->SetInput(pSource->GetOutput());  //得到原参考点集
transPoly->SetTransform(pIcp);  //指定变换参数来源
vtkTransform *trans = vtkTransform::New();
trans->SetMatrix(pIcp ->GetMatrix());  //得到刚体变换参数
transPoly->SetTransform(trans);  //对原参考点集进行刚体变换
```

5.3 实验结果分析

本课题利用 LMS-Z 型地面三维激光扫描仪及配套软件 Riscan Pro 获取学校图书馆部分室内场景和校训牌坊室外场景的影像数据对配准算法的有效性进行验证，并对实验结果进行分析。

5.3.1 反射体配准

反射体配准是该 Riscan Pro 软件自身所提供的一种配准算法，该方法可以很容易地实现两幅影像数据的快速配准。该配准实验通过配准图书馆雕塑来实现，效果图如下图 5.7 和图 5.8 所示，但该配准方法在可操作度、配准精度、以及环境适应性等方面都存在一定的局限性，不能充分满足工程中对三维重建模型的高精确性、强真实感的需求。

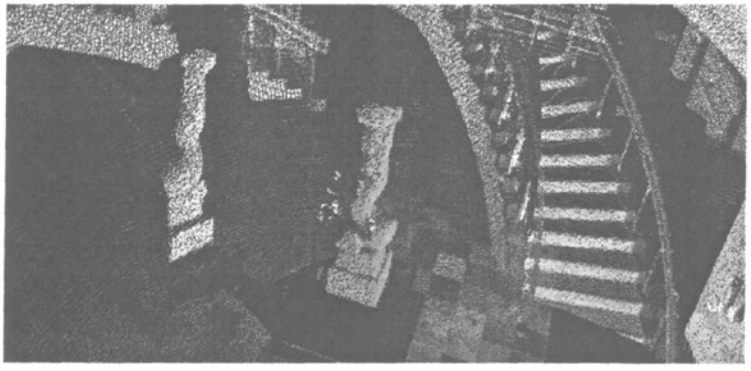


图 5.7 配准前的两幅影像数据

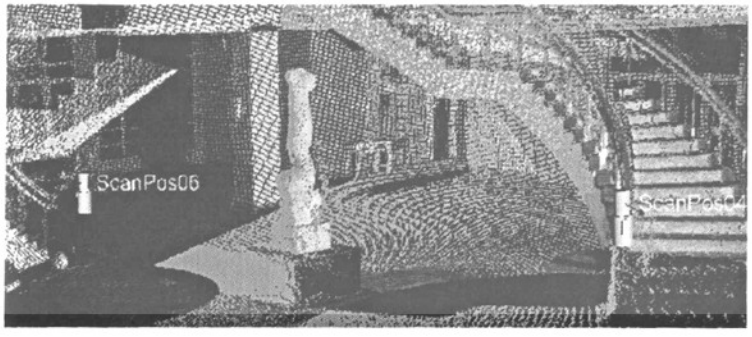


图 5.8 基于反射体配准的雕塑影像

5.3.2 基于平面特征的初始配准

影像数据的初始配准依然是现在常用配准算法中研究的关键。本文用到的 Riscan Pro 软件提供了一种通过手动拖动影像数据或手动指定特征点进行配准的方法，配准后得到一组配准参数，即 SOP 矩阵，其中前三行三列是旋转参数，最后一列是平移参数，如下图 5.9 所示。

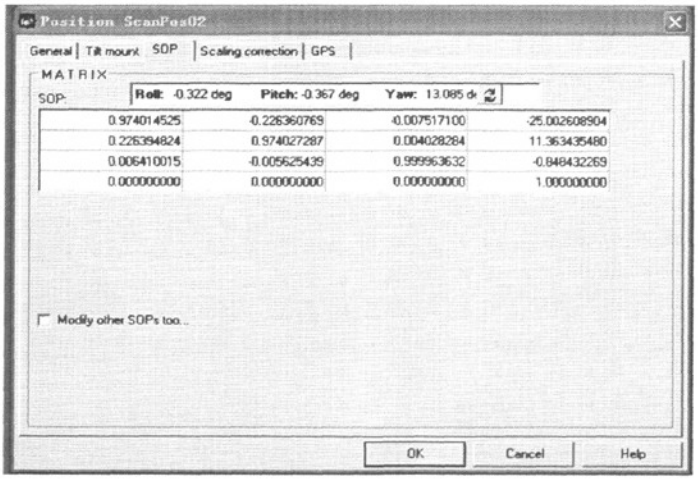
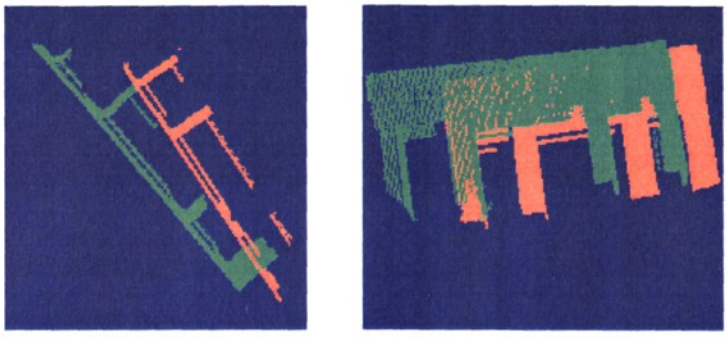


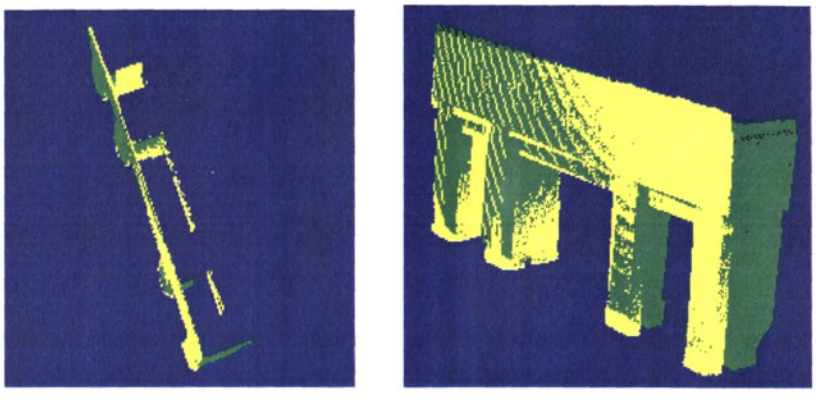
图 5.9 SOP 矩阵

该方法的配准结果如下图 5.10 所示，从图中可以看出，通过手动拖动影像数据实现配准会造成配准后的模型存在很大的偏差，且手动配准也存在很大的不方便性，当描视点达到几十个时，会大大增加人工参与配准的工作量，所以需要通过别的方法来提高准确度。依据本文处理对象的特点，利用平面分割所得到点集的平面特征实现了影像数据的初始配准，配准效果如下图 5.11 和 5.12 所示，不同的颜色代表不同视点的数据。



(a) 俯视图　　(b) 正面视图

图 5.10 手动配准



(a) 俯视图　　(b) 正面视图

图 5.11 基于平面特征的初始配准

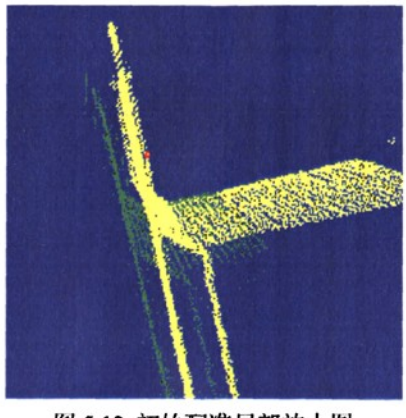


图 5.12 初始配准局部放大图

5.3.3 ICP 精确配准

通过上述可知，基于反射体配准和一次初始配准都不能达到很好的配准精度，在此利用改进的 ICP 在基于平面特征初始配准的基础上实现精确自动配准。如下图 5.13 和 5.14 是本文在实验平台上实现最终配准的效果图，其中左边的窗口可以实现对模型大小的控制和背景选择；中间窗口是在同一坐标系下显示两幅影像数据；最右边两个窗口分别显示两个不同视点待配准的数据模型。图 5.15 是精确配准的局部放大图，从图 5.15 可以看出，点云重叠区域中，两种颜色的点云均匀的交错分布，说明本次精确配准比图 5.12 的初始配准精确度更高。

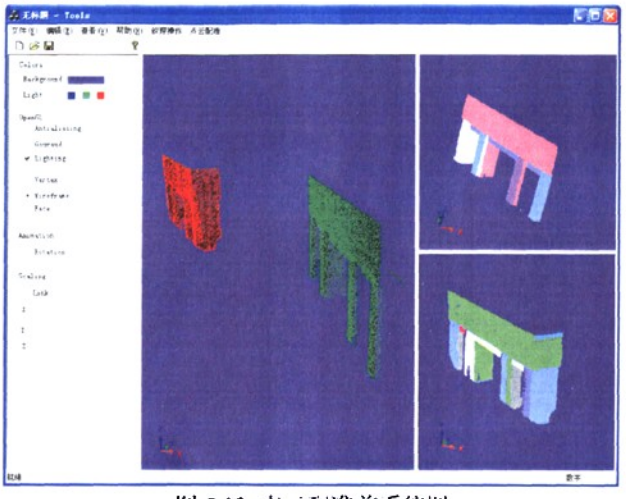


图 5.13 点云配准前系统图

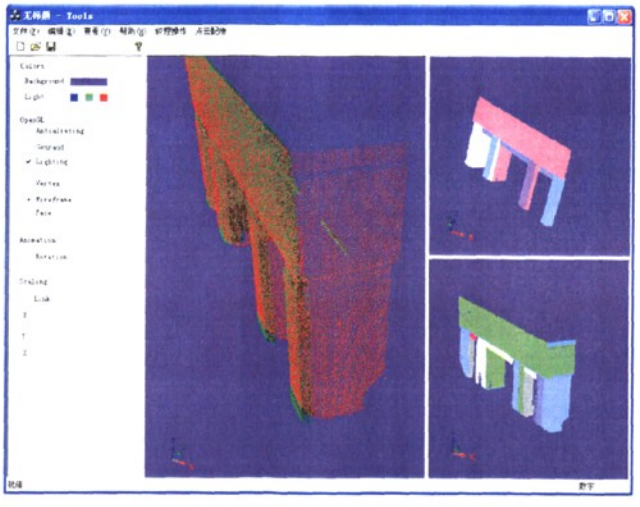


图 5.14 配准后效果图

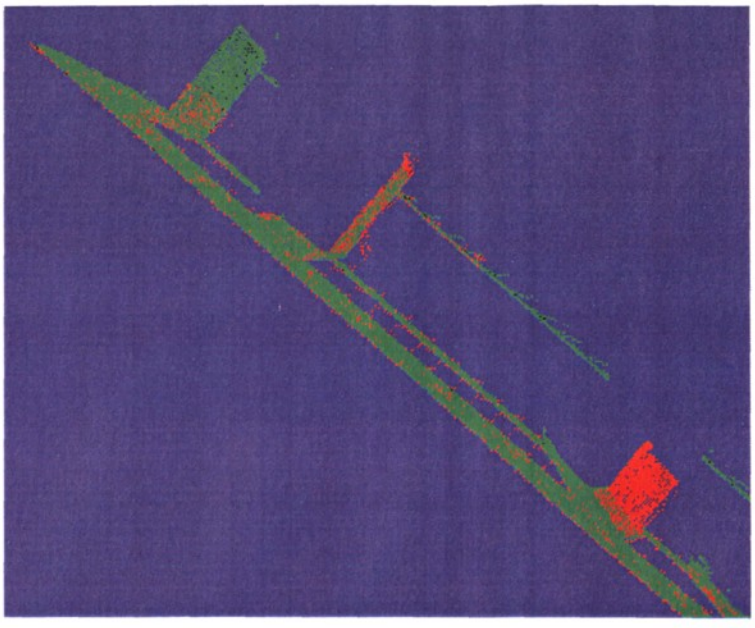


图 5.15 精确配准局部放大图

5.4 本章小结

本章研究的是配准算法实验平台的系统设计。首先对课题所用到的可视化类库VTK进行了研究，利用VC++和该工具包相结合实现了三维数据的可视化。其次是根据本文的研究内容和目的，对点云数据配准系统进行了集成，其中包含预处理、平面分割、ICP配准及数据融合等主要模块。最后，在该系统上对实地获取的数据进行实验，并分析了实验结果，验证了本文算法的有效性。

6 总结与展望

6.1 工作总结

影像数据配准是三维重建的关键部分。本课题主要针对中长距三维激光扫描仪获得的室外建筑场景影像数据设计配准算法，并用实地获得的学校校牌坊影像数据，对包含大量平面特征的室外建筑的配准算法的有效性进行了验证。本文的工作致力于对影像数据配准技术的研究，针对实际场景的特点给出了一个高效的配准算法。以下对本文的工作给出总结：

在第二章中，首先利用奥地利 RIEGL 公司的 LMS-Z 型三维激光扫描仪获取场景的 LiDAR 影像数据，并对数据实现了基于反射体的配准。然后分析了该配准方法在实际应用方面存在的局限性，如扫描过程复杂、对场景选择要求高、操作繁琐等。基于此，本文重点研究了利用影像数据本身的几何特征来实现配准的配准算法。

在第三章中，根据研究场景中包含大量平面的特点，本章采用了基于平面特征的配准方法。首先对模型数据进行目标提取和数据精简，在保证数据特征的基础上降低了数据量；然后通过局部平面拟合和点集归并实现影像数据的平面分割，得到一系列平面点集；最后利用点集的平面特征求解出相邻视点间的刚体变换参数(R,t)，实现初始配准。通过对初始配准结果的分析，引出研究自动精确配准算法 ICP 的必要性。本次配准为 ICP 算法提供了一个很好的初始位姿，且分割得到的对应平面点集也减少了自动配准过程中判断重叠区域的工作，有利于提高整个配准工作的工作效率。

第四章中首先对原始 ICP 配准算法的运行效率低进行了分析，讨论了提高配准效率的几个方法。本文将减少处理数据量和提高最近点搜索速度两个方法相结合，通过将平面分割算法和最近点搜索算法 STCNN 结合来实现改进原始的 ICP 算法。利用第三章平面分割得到的一个个平面点集和初始配准得到的初值，结合 STCNN 搜索算法实现了影像数据的自动配准。并对配准后出现的冗余数据进行基于包围盒法的数据融合。

6.2 进一步研究展望

利用三维激光扫描技术实现场景的三维重建在国内还处于起步阶段，还有许多问题亟待研究和解决。本文对包含大量面特征的室外建筑场景的 LiDAR 影像数据配准算法进行了研究，但是由于时间的限制，还未能设计出更人性化的人机交互平台，所以在配准技术和系统的开发方面都还有继续深入研究的地方，在此对以下几个方面提出自己的想法：

(1) 本文对配准算法的研究和改进是针对包含特征面较多的室外建筑场景影像数

据，对平面特征不明显的场景使用具有局限性。因此，需要进一步研究高精度的区域自动分割技术。

(2) 在数据扫描的过程中，由于有遮挡物的存在，会造成目标场景数据的部分空洞，实现对空洞的快速修复，有利于建立更为完整的模型，值得进一步深入研究。

(3) 在本次配准过程中是采用人工交互的方式选取点集，需要进一步深入研究点集自动选取的方法。

(4) 对拥有上百万个网格的模型进行纹理映射，会存在一些纹理贴不上去的情况，需要将模型切割成小的面片，这是下一步研究的重点。

致 谢

论文完成之际，谨在此向所有关心和帮助过我的人表示诚挚的谢意!

首先衷心的感谢我的导师郭玲副教授，感谢她在两年的研究生学习和生活中给予我的关怀、帮助和指导。郭老师严谨的治学态度、敏锐的思维和对学科发展前沿的洞察力、平易近人的学者风范对我产生了深刻的影响，使我在专业技术和做人方面都受益匪浅。在研究生论文书写阶段，郭老师时刻关注着我的论文进展，并给了我悉心的指导和宝贵的意见和建议。论文的完成与郭老师的悉心指导密不可分。在此谨向郭老师表示衷心的感谢。

感谢两年来朝夕以供的舍友于艳、朱婧和陈茜，我们相伴一起走过了这两年的历程，你们永远是我最值得珍藏的记忆。感谢教研室我亲爱的朋友们胡戬、李慧芳、高莹忠、仇兵、孙小林在我生活和学习上的无微不至的照顾和帮助，感谢他们让我拥有一个温暖的教研室大家庭。

感谢我的父母和家人，是他们给了我无尽的信心和爱护。家人的理解和鼓励给了我最贴心的安慰，使我在遇到任何困难时都能勇敢的去面对。感谢我的朋友陈旭，是他在我压力最大，精神最疲劳的时候给了我最多的关怀和最大的精神慰藉。

感谢所有帮助我、关心我、鼓励我和默默支持我的人!

参考文献

[1] http://www.wkgis.com/sjcplidargs.htm[OL], 2009.5.15

[2] Faugeras O D, Hebert M. The representation,recognition, and locating of 3D objects[J]. International Journal of Robotic Research, 1986, 5(3):27~52

[3] Stein F, Medioni G. Structural indexing: efficient 3-D object recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2):125~145

[4] Stamos I, Allen P K. 3D Model Construction Using Range and Image Data[J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000, 1(1):531~536

[5] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3d shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2):239~256

[6] Mitra N J, Gelfand N, Pottmann H, et al. Registration of Point Cloud Data from a Geometric Optimization Perspective[C]. Symposium on Geometry Processing, 2004, 23~32

[7] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm In 3D Digital Imaging and Modeling[C]. IEEE Computer Society Press, 2001, 145~152

[8] Champleboux G, Lavallee S, Szeliski R, et al. From accurate range imaging sensor calibration to accurate model-based 3d object localization[J]. In Proc, CVPR, 1992, 83~89

[9] Fitzgibbon A. Robust Registration of 2D and 3D Point Sets[J]. British Machine Vision Conference, 2001,21:1145~1153

[10] Turk G, Levoy M. Zippered Polygon Meshes From Range Images[C]. Proc. SIGGRAPH'94 In Computer Graphics Proceedings, 1994, 311~318

[11] Chetverikov D, Stepanov D, Krsek P. Robust euclidean alignment of 3D point sets: the trimmed iterative closest point algorithm[J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(3):299~309

[12] Gelfand N, Ikemoto L, Rusinkiewicz S, et al. Geometrically stable sampling for the ICP algorithm[C]. Procesdings of International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2003, 260~267

[13] Dalley G. A SOFTWARE TEST-BED FOR THE REGISTRATION OF 3D RANGE IMAGES[D]. The Ohio State University, 2000

[14] Chen Y, Medioni G. Object Modeling by Registration of Multiple Range Images[J]. Image and Vision Computing, 1992, 10:145~155

[15] Bergevin R, Soucy M, Gagnon H, et al. Towards a general multi-view registration technique [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(5):540~547

[16] Park S Y, Subbarao M. An accurate and fast point-to-plane registration technique[J]. Pattern Recognition Letter, 2003, 24(16):2967~2976

[17] Johnson A E, Kang S B. Registration and Integration of Textured 3D Data [J]. Image and Vision Computing, 1999, 17:135~147

[18] 郑德华. ICP 算法及其在建筑物扫描点云数据配准中的应用[J]. 测绘科学, 2007, 32(2):22~23

[19] Zhang Z. Iterative point matching for registration of free-formcurves and surfaces. Int. Journal of Computer Vision, 1994, 13(2):119~152

[20] Weik S. Registration of 3-D partial surface models using luminance and depth information[C]. International Conference on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modelling (3DIM), 1997, 93～100,

[21] Blais G, Levine M. Registering multiview range data to create 3D computer objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence(PAMI), 1995, 17(8):820-824

[22] 卿慧玲. 基于激光雷达数据的三维重建系统的研究与设计[D]. 中南大学, 硕士学位论文, 2005.4.19

[23] 张丽艳, 周儒荣, 周来水. 三角网格模型孔洞修补算法研究[J]. 应用科学学报, 2002, 20(3):221~224

[24] 吴敏, 周来水, 王占东等. 测量点云数据的多视拼合技术研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2003, 35(5):552~557

[25] 潘小林. 三维曲面匹配技术研究[D]. 南京航空航天大学, 硕士学位论文, 2004.3。

[26] 戴静兰, 陈志杨, 叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用[J]. 中国图像图形学报, 2007, 12(3):517~521

[27] 张爱武, 宋小鹏. 基于 VTK 的室外场景三维重建[D]. 首都师范大学, 硕士学位论文, 2006.5.15

[28] 王雷章. 三维激光扫描数据并行处理算法[D]. 首都师范大学, 硕士学位论文, 2007.5.8

[29] 臧克. 基于 Riegl 三维激光扫描仪扫描数据的初步研究[J]. 首都师范大学学报(自然科学版), 2007, 28(1):77~81

[30] 3D TERRESTRIAL LASER SCANNER SYSEM LMS-Z210i[OL]. www.riegl.com, 2009.5.17

[31] 张爱武, 孙卫东, 李风亭. 基于激光扫描数据的室外场景表面重建方法[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(2):384~391

[32] 董金菊. 逆向工程中数据测量和点云预处理研究[D]. 西安理工大学, 硕士学位论文, 2007.3

[33] 张丽艳, 周儒荣, 蔡炜斌等. 海量测量数据简化技术研究[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2001, 13(11):1019~1023

[34] 何文峰. 大型场景三维重建中的深度图像配准[D]. 北京大学, 工学硕士学位论文, 2004.5

[35] 石波, 卢秀山, 陈允芳. 基于 kd-tree 的建筑物散乱点云平面分割[J]. 测绘科学, 2008, 33(1):135~136

[36] 龚俐达. 增量式真三维重建方法[D]. 首都师范大学, 硕士学位论文, 2007.4.13

[37] 高珊珊. 基于三维激光扫描仪的点云配准[D]. 南京理工大学, 硕士学位论文, 2008.6.13

[38] Funda J, Taylor R.H, Paul R.P. On Homogeneous Transforms, Quaternions, and Computational Efficiency[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 1990, 6(3):382~388

[39] 维基百科[OL]. http://zh.wikipedia.org/w/index.php?title=%E6%AC%A7%E6%8B%89%E8%A7%92&variant=zh-cn, 2009.3.14

[40] Horn B K P. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions[J]. Journal of the Optical Society of America, 1987, 4(4):629~642

[41] Faugeras O D. Three-Dimensional Computer Vision- A Geometric Viewpoint [M]. Cambridge, MA:MIT Press, 1993, 169～171

[42] 马颂德, 张正友. 计算机视觉--计算理论与算法基础[M]. 北京, 科学出版社, 1998

[43] Jost T. Fast Geometric Matching for Shape Registration[PHD]. 2002

[44] Jost T, Hügli H. Fast ICP algorithms for the registration of 3d data[D]. University of Neuchâtel, 2000

[45] Jost T, Hügli H. A Multi-Resolution ICP with Heuristic Closest Point Search for Fast and Robust 3D Registration of Range Images[C]. In Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Recent Advances in 3D Digital Imaging and Modeling, 2003, 3DIM:427~433

[46] Langis C, Greenspan M, Godin G. The parallel Iterative closest point algorithm[C]. Proceedings of 3DIM01, 2001, 195~204.

[47] Simon D A, Hebert M, Kanade T. Techniques for Fast and Accurate Intra-Surgical

Registration[J]. Journal of Image Guided Surgery, 1995, 1(1):17~29

[48] Greenspan M, Godin G. A nearest neighbor method for efficient ICP[C]. Proceedings of 3DIM01, Quebec, 2001, 161~168

[49] Fukunaga K, Narendra P M. A branch and bound algorithm for computing k-nearest neighbors[J]. IEEE Transactions on Computers, 1975, 24(4):750~753

[50] Vidal E. An algorithm for finding nearest neighbors in (approximately) constant time [J]. Pattern Recognition Letters, 1986, 4:145~157

[51] 马骊溟, 徐毅, 李泽湘. 基于动态网格划分的散乱点 k 邻近快速搜索算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(8):10~11.

[52] Chen Y, Medioni G. Object Modeling by Registration of Multiple Range Images [J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3):145~155

[53] 吴禄慎, 孔维敬. 基于特征点的改进 ICP 三维点云配准技术[J]. 南昌大学学报(工科版), 2008, 30(3):294~297.

[54] 郑德华. 点云数据直接缩减方法及缩减效果研究[J]. 测绘工程, 2006, 15(4):27~30

[55] 吴丽娟, 郑冕, 张彩明. 海量空间数据点 k 近邻的快速搜索算法[J]. 小型微型计算机系统, 2007, 28(1):70~74

[56] Will S, Ken M, Bill L. The Visualization Toolkit(3rd Edition). Kitware, Inc, 2002, http://www.vtk.org, 2007.9.16

[57] 黄姗姗, 王博亮, 闵小平. 基于VTK的可视化技术的研究[J]. 中国数字医学, 2007, 3(1):31~34

[58] 陈琰, 梁云, 样海新. 基于 VTK 技术的可视化研究[J]. 电脑知识与技术, 2007, 1282~1283, 1304

[59] Kitware Inc. The Visualization Toolkit User's Guide(3rd Edition)[M/OL]. 2003 http://www.kitware.com/products

[60] Schroeder W, Martin K, Lorensen B. The Visualization Toolkit An Object-Oriented ApproachTo 3D Graphics(4rd Edition) [M]. 2006

[61] 彭天强, 王聪丽. 可视化工具包应用研究. 信息工程大学学报[J], 2003, 4(1):69~72

[62] 唐泽圣. 三维数据场可视化[M]. 北京:清华大学出版社, 1999

[63] 杨丽萍, 张爱武. 可视化类库 VTK 在三维建模中的应用[J]. 首都师范大学学报(自然科学版), 2007, 28(1):73~76,82

[64] 李嘉, 胡怀中, 胡军, 王勇. 可视化三维图形库 Visualization ToolKit3.2 的原理及应用[J]. 计算机应用与软件, 2004, 21(2):5~6,29

[65] C3P 论坛[OL]. http://www.cadcaecam.com/forum/frame.php?frameon=yes&referer=http%3A//

www.cadcaecam.com/forum/thread-5424-1-1, 2008.9.17