
中图分类号:

学校代码: 10055

UDC:

密级: 公开

南开大学
硕士学位论文

室内三维环境下基于RGB-D传感器的
平面提取与扫描匹配方法

RGB-D Sensor based Plane Extraction and Scan Matching
Method in 3D Indoor Environments

论文作者 孙沁璇

指导教师 苑晶 副教授

申请学位 工学硕士

培养单位 计算机与控制工程学院

学科专业 控制科学与工程

研究方向 智能机器人系统

答辩委员会主席 _____

评阅人 孙凤池, 谢茂强

南开大学研究生院

二〇一六年五月

本文研究工作得到以下项目资助

项目名称：基于运动模式在线学习的移动机器人对运动目标的主动观测与最优跟踪

项目来源：国家自然科学基金项目

项目编号：61175085

项目名称：野外环境中基于自适应学习的移动机器人地形分类与建图

项目来源：国家自然科学基金项目

项目编号：61175083

项目名称：以 RGB-D 图像序列为单位的移动机器人场景识别与环境建图

项目来源：国家自然科学基金项目

项目编号：61573196

项目名称：基于多传感信息融合的移动机器人运动目标识别与跟踪

项目来源：天津市自然科学基金项目

项目编号：10JCYBJC07600

项目名称：室内环境下基于 WiFi 无线信号场的移动机器人定位与导航

项目来源：天津市自然科学基金项目

项目编号：15JCYBJC18800

南开大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文，是本人在导师指导下进行研究工作所取得的研究成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名： _____ 年 月 日

非公开学位论文标注说明

(本页表中填写内容须打印)

根据南开大学有关规定，非公开学位论文须经指导教师同意、作者本人申请和相关部门批准方能标注。未经批准的均为公开学位论文，公开学位论文本说明为空白。

论文题目			
申请密级	<input type="checkbox"/> 限制(≤2年)	<input type="checkbox"/> 秘密(≤10年)	<input type="checkbox"/> 机密(≤20年)
保密期限	20 年 月 日至 20 年 月 日		
审批表编号		批准日期	20 年 月 日

南开大学学位评定委员会办公室盖章(有效)

注：限制★2年(可少于2年)；秘密★10年(可少于10年)；机密★20年(可少于20年)

南开大学学位论文使用授权书

本人完全了解《南开大学关于研究生学位论文收藏和利用管理办法》关于南开大学(简称“学校”)研究生学位论文收藏和利用的管理规定,同意向南开大学提交本人的学位论文电子版及相应的纸质本,并委托印刷存档论文。

本人了解南开大学拥有在《中华人民共和国著作权法》规定范围内的学位论文使用权,同意在以下几方面向学校授权。即:

1. 学校将学位论文编入《南开大学博硕士学位论文全文数据库》,并作为资料在学校图书馆等场所提供阅览,在校园网上提供论文目录检索、文摘以及论文全文浏览、下载等信息服务;

2. 学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存学位论文;学校根据规定向教育部指定的收藏和存档单位提交学位论文;

3. 非公开学位论文在解密后的使用权同公开论文。

4. 同意学校将本人向有关电子出版单位授权的学位论文(含电子版和授权书)转交相关授权单位。

本人承诺:本人的学位论文是在南开大学学习期间创作完成的作品,并已通过论文答辩;提交的学位论文电子版与纸质本论文的内容一致,如因不同造成不良后果由本人自负。

本人签署本授权书一份,交图书馆留存。

学位论文作者暨授权人(亲笔)签字: _____

20____年____月____日

南开大学研究生学位论文作者信息

论文题目	室内三维环境下基于 RGB-D 传感器的平面提取与扫描匹配方法				
姓名	孙沁璇	学号	2120130355	答辩日期	2016 年 5 月 27 日
论文类别	博士 <input type="checkbox"/>	学历硕士 <input checked="" type="checkbox"/>	专业学位硕士 <input type="checkbox"/>	同等学力硕士 <input type="checkbox"/>	划 <input checked="" type="checkbox"/> 选择
学院(单位)	计算与控制工程学院		学科/专业(专业学位)名称	控制科学与工程	
联系电话	18698467106		电子邮箱	sunqinxuan0122@163.com	
通信地址(邮编):	天津市津南区南开大学津南校区信息东楼 317(300350)				
非公开论文编号		备注			

注:本授权书适用我校授予的所有博士、硕士的学位论文。由作者填写一份并签字后交校图书馆,如已批准为非公开学位论文,须附批准通过的《南开大学研究生申请非公开学位论文审批表》和“非公开学位论文标注说明”页。

摘要

室内三维环境地图创建是机器人在室内环境中完成定位、导航和跟踪等任务的前提。RGB-D 传感器，如 Microsoft Kinect 出现后，很快就因其重量轻、成本低和信息量丰富等特点，在室内三维环境建图中得到了重要的应用。在用 RGB-D 传感器完成室内三维环境建图时，扫描匹配方法是完成其位姿估计的常用方法。针对基于手持 RGB-D 传感器的室内三维环境建图，本文提出一种基于平面特征的扫描匹配方法，主要包括基于平面参数空间变换的平面提取与匹配方法，以及基于平面特征的 RGB-D 传感器位姿估计方法。

在进行平面提取时，首先对笛卡尔空间中的扫描点进行局部平面拟合，得到各个扫描点处的局部平面并将其投影到平面参数空间中，形成平面参数空间数据点集合，然后在平面参数空间中构建统计信息网格(Statistical Information Grid, STING)结构，通过对统计信息网格结构进行自顶向下的搜索，找到包含数据点数目足够多，且分布足够集中的网格，即判断该网格内的数据点来源于笛卡尔空间中的同一平面，并用该网格的参数描述提取出的平面特征。而在平面匹配时，首先以提取出的平面为节点，以平面之间的几何关系为边，建立平面关联关系图，然后结合平面颜色信息以及平面之间的几何关系信息，对两帧平面关联关系图的节点之间的相似度进行定义，并根据此相似度确定平面之间的匹配关系。

在利用两帧扫描数据中提取出的具有匹配关系的平面进行 RGB-D 传感器位姿估计时，根据匹配的平面能够为三维空间位姿变换求解提供的约束个数，可以将其分为六自由度约束、五自由度约束和三自由度约束三种情况，并分别给出具体的求解方案。针对后两种约束不足的情况，本文提出一种新的扫描匹配方法，该方法不依赖于其他特征，而是使用两帧平面参数空间中数据点集合提供所需的约束，进而完成 RGB-D 传感器的位姿估计和环境的三维建图。

关键词：手持 RGB-D 传感器；室内三维环境建图；扫描匹配；平面特征

Abstract

The 3-D mapping of indoor environment is an important requirement for the mobile robots to autonomously execute various tasks including localization, navigation and target tracking. The commercial launch of low-cost and light-weight RGB-D sensors such as the Microsoft Kinect provides an attractive, powerful alternative for the generation of 3-D map of indoor environments. For the 3-D mapping systems using RGB-D sensors, scan matching is the most common way to find the relative pose offset of the robot between two successive range sensor samples. In this thesis, a novel scan matching method based on plane features is presented which is available for the 3-D mapping of indoor environments using hand-held RGB-D sensors, including the plane extraction and the matching method based on the plane parameter space transform, and the estimation of the sensor pose based on the extracted plane features.

While extracting planes, the local neighborhood of a point in the Cartesian space is estimated as a local planar patch which is projected to the plane parameter space. The Statistical Information Grid (STING) structure is constructed to organize the points in plane parameter space. The plane features are then extracted by searching the STING structure from top to bottom for the grid which contains most of the points that are densely distributed. The points in certain grid are most likely from a same plane in the Cartesian space, and the grid parameter is used to formulate the extracted plane features. To match the extracted planes, a graph structure is created with the extracted planes as nodes, and the geometrical relationship between planes as edges. Similarity between nodes from different graphs is defined considering the plane color and geometrical relationship between planes, which is employed to establish the correspondence of the extracted planes.

The estimation method of RGB-D sensor pose is proposed using the corresponding planes extracted from successive frames. Three cases are considered according to the number of constraints provided by the corresponding planes for the 6-DOF transformation in 3D space, including 6-DOF constraints, 5-DOF constraints

and 3-DOF constraints, and specific solutions to the three cases are proposed respectively. Especially for the latter two under-constraint cases, the estimation of the sensor pose relies only on the extracted plane features and points in plane parameter space, rather than the assistance of other features.

Key words: hand-held RGB-D sensor; 3-D mapping of indoor environment; scan matching; plane feature

目 录

摘 要.....	I
Abstract	II
目 录.....	IV
第一章 绪论.....	1
第一节 引言.....	1
第二节 研究现状.....	2
第三节 研究内容.....	4
第四节 论文组织结构.....	5
第二章 RGB-D 传感器扫描匹配方法概述.....	7
第一节 引言.....	7
第二节 已知对应关系的位姿变换求解.....	8
2.2.1 基于 SVD 的方法	9
2.2.2 基于四元数的方法	10
第三节 迭代最近点算法.....	11
第四节 正态分布变换算法.....	14
第五节 基于局部特征匹配的方法.....	16
第六节 本章小结.....	18
第三章 基于平面参数空间变换的平面提取与匹配	20
第一节 引言.....	20
第二节 平面参数空间.....	20
第三节 统计信息网格.....	23
第四节 平面提取与匹配.....	27

目 录

3.4.1 平面提取.....	27
3.4.2 平面匹配.....	29
第五节 本章小结.....	32
第四章 基于平面特征的扫描匹配方法.....	34
第一节 引言.....	34
第二节 匹配平面对 6-DOF 位姿变换的约束分析.....	34
第三节 RGB-D 传感器位姿估计方法.....	38
4.3.1 匹配平面为位姿求解提供 6-DOF 约束.....	38
4.3.2 匹配平面为位姿求解提供 5-DOF 约束.....	39
4.3.3 匹配平面为位姿求解提供 3-DOF 约束.....	42
第四节 本章小结.....	45
第五章 实验结果.....	46
第一节 实验配置.....	46
第二节 手持 RGB-D 传感器室内环境实时建图实验.....	46
第三节 Freiburg RGB-D 标准数据集对比实验.....	48
第四节 本章小结.....	57
第六章 总结与展望.....	58
第一节 工作总结.....	58
第二节 未来展望.....	58
参考文献.....	60
致 谢.....	64
个人简历.....	65

第一章 绪论

第一节 引言

随着机器人技术的不断发展及其任务难度的增加，机器人在未知环境中通过获取周围环境信息，对所在环境进行认知，从而自主完成其任务的能力受到越来越广泛的关注和重视。而未知环境下的环境感知与建图是移动机器人完成定位和导航，以及执行各种任务的前提，因此，环境感知与建图技术在移动机器人领域占据重要地位。随着移动机器人相关技术的发展及应用空间的扩展，其建图环境也逐渐从二维环境发展到三维环境，其位姿估计问题也从平面三自由度发展为空间六自由度^[1]。

当机器人需要在未知环境中执行任务时，无法避免的问题就是对未知环境进行描述并基于此确定自身与环境之间的相对位姿关系。在移动机器人领域，未知环境中的自定位问题与建图问题往往是相辅相成的，机器人通过传感器信息创建环境地图，同时完成对自身位姿的估计，即同时定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)。

根据机器人所处环境类型的不同，如室内环境、城市环境、森林环境等，其环境感知与建图方法也有一定的差别。其中室内环境是机器人工作的重要场所，而室内环境建图对于机器人在室内环境中的定位^{[2]-[9]}、导航^{[10]-[13]}、路径规划^{[14][15]}等任务而言都具有重要意义。相比于其他环境，室内环境通常有着视野范围较小，受光照或天气的影响较小，直角或平面等结构特征较多等特点，而且由于 GPS 定位通常难以达到机器人在室内环境中的定位精度要求，而里程计等传感器累计误差较大，所以移动机器人在室内环境中的位姿多是利用激光传感器、视觉传感器或 RGB-D 传感器观测到的信息来进行估计。其中，RGB-D 传感器相比于激光传感器成本低，体积小，而相比于视觉传感器，其深度信息可以还原 RGB 图像中的像素点在三维空间中的位置，从而对环境结构信息进行描述。由于上述特点，RGB-D 传感器在室内三维环境的感知和建图领域得到了重要的应用。

第二节 研究现状

目前在室内三维环境建图研究中被广泛应用的方法主要分为两类，即基于特征的方法和基于扫描匹配(Scan Matching)的方法。其中，基于特征的方法通常通过提取环境中的点(point)^{[3][6][8][9][16][17]}、线(line segment)^{[4][5]}、平面(planar patch)^{[18][19][20]}或环境中指定陆标或物体^{[7][21]}作为特征，并使用基于贝叶斯概率的估计方法对特征以及传感器位姿进行估计，进而构建环境地图。而基于扫描匹配的方法^{[2][9][22][23]}通常是通过寻找连续两帧的扫描数据的匹配关系，计算传感器的位姿变换，进而构建环境地图。

室内三维环境建图的常用传感器有视觉传感器^{[3][4][6]-[8]}，激光传感器^{[2][22][24]}，RGB-D 传感器^{[16][17][25][20]}，以及同时配置多种传感器并对其信息进行融合。其中视觉传感器信息量丰富，有利于环境中特征的提取，且因其体积小重量轻的特点，在手持传感器建图^{[26][27]}与轻型飞行器的定位与建图^{[3][28]}中得到了重要的应用。但由于其只能通过立体视觉标定或运动恢复结构(structure from motion, SFM)获取稀疏的深度信息(sparse distance information)，所以其建立的环境地图通常是用环境中的特征来表征环境的相关信息，不会对环境的具体轮廓及细节加以描绘，所以在避障和路径规划等任务中的应用受到一定限制。激光传感器有着较高的精度，但由于扫描速度慢，重量大，成本高等原因，在一些应用场合如手持传感器建图或轻型机载传感器建图中的应用受到限制。由于视觉传感器和激光传感器各自的特点，目前有很多研究选择同时配置这两种传感器^{[5][9]}，并对其信息进行融合的方法来实现环境地图的创建。

而近年来出现的 RGB-D 传感器很快就因其成本低、重量小和信息量丰富等优势，广泛应用于虚拟现实、人机交互、三维物体重构和室内三维环境建图等诸多领域。目前常用的 RGB-D 传感器有 Microsoft Kinect、Asus Xtion 和 Carmine 等。因为 RGB-D 传感器可以同时获取彩色图像和深度图像，而通过深度图像可以很容易生成密集三维点云(dense point cloud)，因此，既可以从 RGB 图像中得到丰富的环境特征，同时又可以利用深度图像生成的密集三维点云对环境结构进行描绘。当用于室内三维环境建图时，因其能够获取深度信息的特性，基于扫描匹配的方法成为完成 RGB-D 传感器位姿估计，进而创建三维地图的常用方法。

扫描匹配是通过对传感器在不同位姿下获得的扫描数据进行配准

(registration/alignment), 来计算传感器相对位姿变换的方法。除了在环境感知与建图中得到广泛研究与应用外, 扫描匹配方法同时还在三维物体重构、虚拟现实、医学扫描和抢险救援等诸多领域都有着重要的应用。

最常用的扫描匹配方法是基于迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)的算法^[29]及其改进算法^{[30][31]}。传统 ICP 算法^[29]基于点对点匹配, 不对点云结构信息作任何描述, 以欧氏距离作为距离度量来进行最近点的选择, 在这个前提下, 每次迭代中变换矩阵的计算存在解析解法, 如基于四元数的求解方法^[32]以及基于奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的求解方法^[33]。一个对 ICP 算法的重要改进算法是广义 ICP(Generalized-ICP, GICP)算法^[31], 该算法在局部法向量拟合的基础上对点云进行概率建模, 使其在沿法向量的方向上的不确定度较小, 而垂直于法向量方法上的不确定度较大, 在 ICP 的基础上增加了对点云局部结构信息的描述, 提高了算法的鲁棒性, 但由于相应的距离度量也由欧氏距离变为马氏距离, 所以每次迭代中变换矩阵的计算不存在解析解法, 需要使用迭代算法来求解。另一种常用的扫描匹配方法是正态分布变换(Normal Distribution Transform, NDT)^[34], 该算法通过对空间进行网格化, 并对网格内的数据点进行正态分布拟合, 从而得到整个空间的概率密度分布, 通过最大化当前帧中的数据点投影到上一帧后其所在位置处的概率密度来求解两帧之间的变换。与 ICP 算法不同的是, NDT 算法不需要建立两帧数据点之间的对应关系, 但由于 NDT 算法需要对空间进行网格化, 而网格大小的选择需要在实时性、存储空间和准确性之间作权衡。

在室内三维环境建图中, 考虑到室内环境不同于其他环境的结构化特点, 很多结合环境特征的扫描匹配方法被提出和应用。在文献[25]提出的基于 RGB-D 传感器的室内三维环境建图系统中, 结合从 RGB 图像提取出的点特征以及对密集点云进行的 GICP 算法完成扫描匹配, 用匹配的点特征求解出的位姿变换作为 GICP 算法的迭代初值, 保证其收敛到全局最优解。文献[35]则是用点特征来进行运动估计, 并提出环境观测模型(Environment Measurement Model, EMM)来对其运动估计的结果进行评估, 进而运用图优化的方法来完成环境地图的创建。

由于室内环境中存在大量结构信息如平面结构, 所以平面特征也成为室内三维环境建图中经常使用的特征。如文献[18]中针对基于三维激光数据的室内环境建图问题提出的最小不确定性最大一致性(Minimally Uncertain Maximal-

Consensus, MUMC)算法, 遍历所有可能的匹配平面对, 在每一次迭代中建立最大一致性子集, 并利用该子集得到最小二乘意义下最优的旋转与平移变换, 同时得到变换的不确定性, 最后选择不确定性最小的最大一致性子集作为匹配平面对集合。该算法考虑到平面参数的不确定性, 具有较好的鲁棒性, 然而, 该算法无法解决两帧匹配的平面无法提供求解位姿变换所需要全部六个自由度的约束的情况。针对这个问题, 文献[18]中给出一种估计方法, 但需要基于匹配平面完全重合的假设, 对传感器位姿估计的准确性有较严重的影响。由于该算法的提出是针对三维激光数据, 激光传感器相比于深度传感器来说, 视野范围较大, 数据精度较高, 每一帧扫描数据提取出平面特征的数量也相对较多, 约束不足的问题较少出现。而对于 RGB-D 传感器如 Kinect 来说, 数据精度低, 视野范围小, 约束不足的情况时常出现, 因此, 上述算法难以适用。文献[19]中针对手持 RGB-D 传感器提出结合点特征与平面特征的扫描匹配方法, 利用随机采样一致(RANdom SAmple Consensus, RANSAC)算法, 依次遍历三对及以上、两对以及一对匹配的平面共三种情况, 在后两种平面特征对三维空间变换求解的约束不足的情况下, 利用点特征来提供额外的约束条件, 进而求解传感器位姿变换。该方法通过点特征与平面特征共同求解位姿变换的方法解决了平面特征无法为位姿估计提供足够约束情况下无法求解位姿变换的问题, 但其准确性又严重依赖于点特征提取与匹配算法。

第三节 研究内容

针对基于手持 RGB-D 传感器的室内三维环境建图问题, 本文提出一种基于平面参数空间变换的平面提取与匹配方法, 以及基于此的传感器位姿估计算法。首先, 将笛卡尔空间中的扫描点通过局部平面拟合得到的局部平面转换到平面参数空间, 并在平面参数空间构建统计信息网格^[36]结构, 在此基础上完成平面特征的提取与匹配。之后, 利用连续两帧匹配的平面来计算两帧之间的相对位姿变换, 并针对匹配的平面无法为位姿变换求解提供六个自由度约束的情况, 给出具体的解决方案。主要包括:

(1) 平面参数空间变换和统计信息网格构建。

不同于以往在笛卡尔空间进行处理的方法, 本文提出的方法将笛卡尔空间中的扫描点通过局部平面拟合得到的局部平面转换到平面参数空间, 并在平面

参数空间构建统计信息网格结构对平面参数空间中的数据点分布情况进行描述, 基于此完成后续平面提取与匹配, 以及传感器位姿估计。由于笛卡尔空间中的平面对应平面参数空间的点, 所以笛卡尔空间中的平面提取问题, 便转化为平面参数空间中寻找数据点密度较大处的位置坐标问题。而统计信息网格结构是一种分层结构, 随着层数的增加网格单元逐渐变小, 在提取平面特征时, 将平面参数空间中寻找密度较大的数据点位置的问题, 转化为在统计信息网格中自顶向下查找满足数据点密度足够大的网格的问题。而在构建统计信息网格结构的过程中对每个网格内数据点进行正态分布拟合的结果, 也被直接应用于在平面参数空间中传感器位姿变换的求解。

(2) 平面提取与匹配。

本文提出基于平面参数空间统计信息网格结构的平面提取与匹配方法。在没有噪声的前提下, 笛卡尔空间中的扫描点所在局部平面, 与其所在平面的平面参数是相同的, 即其局部平面投影到平面参数空间中的点的坐标也是相同的。基于此, 本文将笛卡尔空间中的平面拟合问题, 转化为定位平面参数空间中数据点密度足够大的位置的问题, 并利用统计信息网格的分层结构来完成满足条件的坐标位置的搜索, 从而完成笛卡尔空间中平面的提取。

而两帧平面之间的匹配关系是通过结合平面的颜色信息以及每一帧提取出的平面之间的位置关系来获得的。首先以平面为节点(node), 以平面间位置关系为边(edge)建立平面关联关系图, 然后通过定义两帧平面关联关系图的节点之间的相似度, 来确定平面之间的匹配关系。

(3) RGB-D 传感器位姿的估计。

本文提出的方法在只用到平面特征而不依赖于其他特征的前提下, 在匹配的平面不能为三维位姿变换提供足够约束的时候, 利用平面参数空间中的数据点来提供其余的约束, 完成两帧扫描之间位姿变换的求解。与文献[19]中提出的平面特征结合点特征完成扫描匹配的方法相比, 本文提出的方法不再依赖于图像特征点的提取与匹配, 对于难以提取足够多特征点的室内环境, 例如颜色和纹理较单一的桌面或墙面, 有着更强的适用性。

第四节 论文组织结构

本文内容共分为六章, 各章节的内容和结构安排如下:

第一章 绪论，主要针对不同的传感器配置，介绍目前室内三维环境建图的研究现状以及常用方法，提出本文的研究背景和研究内容。

第二章 RGB-D 传感器扫描匹配方法概述，对基于 RGB-D 传感器的三维环境建图中常用的扫描匹配方法进行介绍，其中包含基于 ICP 算法的扫描匹配方法，基于 NDT 算法的扫描匹配方法，以及基于局部特征的扫描匹配方法。

第三章 基于平面参数空间变换的平面提取与匹配，首先介绍平面参数空间的定义以及将笛卡尔空间中的扫描数据投影到平面参数空间中的方法，并在平面参数空间中引入统计信息网格结构，基于此完成扫描数据中平面的提取。接下来用提取出的平面构建平面关联关系图，并基于此完成平面的匹配。

第四章 基于平面特征的 RGB-D 传感器位姿估计方法，对两帧扫描数据提取出的具有匹配关系的平面对三维空间六自由度位姿变换的约束情况进行分析，将其分为三种情况，并针对每一种情况给出具体的 RGB-D 传感器位姿估计方法。

第五章 实验结果，分别对本文方法进行室内环境实时建图实验以及数据集对比实验，充分验证本文方法的实时性，准确性和鲁棒性。

第六章 结束语，总结本文的研究工作和存在的问题，展望今后的研究方向和内容。

第二章 RGB-D 传感器扫描匹配方法概述

第一节 引言

本文提出一种面向手持 RGB-D 传感器室内三维环境建图的扫描匹配方法，因此本章针对 RGB-D 传感器应用，对现有扫描匹配方法进行介绍。

扫描匹配是将传感器从不同视角采集到的局部扫描数据配准到同一坐标系下来估计传感器相对位姿变换的方法。用于扫描匹配的扫描数据可以是二维的也可以是三维的，其基元(primitives)可以是点、线段、多边形面片等多种形式。目前扫描匹配方法已在诸多领域有着重要应用，如机器人领域、医学领域和考古学领域等。当其应用于机器人 SLAM 或环境建图时，通常是将传感器采集的一帧扫描数据和与其连续的一帧或多帧扫描数据进行匹配，从而得到机器人在两个时刻之间或当前时刻与全局坐标系之间的位姿变换。以扫描匹配为基础的一类 SLAM 方法被称作基于图的 SLAM 方法(Graph-SLAM)。Graph-SLAM 将每一帧扫描作为节点(node)，通过扫描匹配方法得到节点之间的连接关系，其建图结果通常是用密集点云或密集面片(dense planar patches)的形式来表示的。与其他 SLAM 方法，如基于扩展卡尔曼滤波的 SLAM 方法(EKF-SLAM)或基于粒子滤波的 SLAM 方法(FastSLAM)相比，Graph-SLAM 可以更加细致地描绘环境的结构信息，因此在移动机器人路径规划与避障等任务中得到了广泛的应用。

对于三维空间扫描匹配而言，一个基础的问题就是在两帧扫描数据的对应关系已知的情况下计算两帧之间的相对位姿变换，所以在本章第二节中，先对此问题进行建模与分析，并给出目前针对三维环境建图与移动机器人 SLAM 应用中最常用的两种解析解法，即基于 SVD 的方法和基于四元数的方法，在常用扫描匹配方法如 ICP 算法和基于局部特征的方法中也经常用到这两种位姿变换解析解法。

在本章第三节中，对 ICP 算法及其改进的 GICP 算法进行介绍。ICP 算法是目前为止使用最为广泛的扫描匹配方法，针对不同的应用环境和传感器配置，有很多基于 ICP 算法的改进算法。在室内环境建图应用中，GICP 算法是目前最常用的改进算法之一。

在本章第四节中，对 NDT 算法进行介绍。与 ICP 算法不同，NDT 算法不

需要计算两帧扫描数据之间的对应关系,而是基于空间网格化和正态分布拟合,并通过最大似然估计来计算位姿变换。

不论 ICP 算法或是 NDT 算法,都是利用全部的扫描数据(如扫描点云)来进行匹配,而对于 RGB-D 传感器来说,除了能通过深度信息还原三维空间点云外,同时可以获取彩色图像,而彩色图像中往往包含丰富的颜色和纹理信息。所以针对基于 RGB-D 传感器的应用,基于局部特征的扫描匹配方法,或者局部特征与 ICP 算法或 NDT 算法相结合的方法也很常见。所以在本章第五节中,对基于局部特征的扫描匹配方法进行简单介绍,主要介绍基于点特征和平面特征的扫描匹配。

第二节 已知对应关系的位姿变换求解

对于三维空间中的扫描匹配,以扫描数据为点集形式且只有两帧的匹配问题为例,一个基础的问题就是在两个点集中的点的对应关系已知的前提下,两帧扫描数据之间相对位姿变换求解。已知当前扫描帧的点集 $\{ {}^s \mathbf{p}_i, i=1, \dots, N \}$ 与目标扫描的点集 $\{ {}^t \mathbf{p}_i, i=1, \dots, N \}$, 其中对于任意 $i \in \{1, \dots, N\}$, ${}^s \mathbf{p}_i$ 与 ${}^t \mathbf{p}_i$ 有对应关系。假设存在旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{t} 使式(2.1)最小化

$$J(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \sum_{i=0}^N \left\| {}^t \mathbf{p}_i - (\mathbf{R} \cdot {}^s \mathbf{p}_i + \mathbf{t}) \right\|^2 \quad (2.1)$$

令 ${}^s \bar{\mathbf{p}} = \sum_{i=1}^N {}^s \mathbf{p}_i$ 和 ${}^t \bar{\mathbf{p}} = \sum_{i=1}^N {}^t \mathbf{p}_i$, 定义新的点集 $\{ {}^s \mathbf{p}'_i, i=1, \dots, N \}$ 和 $\{ {}^t \mathbf{p}'_i, i=1, \dots, N \}$,

其中 ${}^s \mathbf{p}'_i = {}^s \mathbf{p}_i - {}^s \bar{\mathbf{p}}$, ${}^t \mathbf{p}'_i = {}^t \mathbf{p}_i - {}^t \bar{\mathbf{p}}$ 。则式(2.1)可以表示为

$$J(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \sum_{i=0}^N \left\| {}^t \mathbf{p}'_i - (\mathbf{R} \cdot {}^s \mathbf{p}'_i + \mathbf{t}') \right\|^2 \quad (2.2)$$

其中 $\mathbf{t}' = \mathbf{t} - {}^t \bar{\mathbf{p}} + \mathbf{R} \cdot {}^s \bar{\mathbf{p}}$ 。进一步化简式(2.2)可得

$$J(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \sum_{i=0}^N \left\| {}^t \mathbf{p}'_i - \mathbf{R} \cdot {}^s \mathbf{p}'_i \right\|^2 + N \|\mathbf{t}'\|^2 \quad (2.3)$$

由此可知,当且仅当式(2.3)中的两项同时取最小值时, $J(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ 取得最小值。

而对于第二项 $N \|\mathbf{t}'\|^2$, 当 $\mathbf{t}' = 0$ 即 $\mathbf{t} = {}^t \bar{\mathbf{p}} - \mathbf{R} \cdot {}^s \bar{\mathbf{p}}$ 时取得最小值, 即当旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{t} 作用于点集 $\{ {}^s \mathbf{p}_i, i=1, \dots, N \}$ 后, 其形心 (centroid) $(\mathbf{R} \cdot {}^s \bar{\mathbf{p}} + \mathbf{t})$ 与点集

$\{{}^t\mathbf{p}_i, i=1, \dots, N\}$ 的形心 ${}^t\bar{\mathbf{p}}$ 重合。接下来的问题就是求解旋转矩阵 \mathbf{R} 使其最小化

$$J_R(\mathbf{R}) = \sum_{i=0}^N \left\| {}^t\mathbf{p}'_i - \mathbf{R} \cdot {}^s\mathbf{p}'_i \right\|^2 \quad (2.4)$$

关于此问题，可以直接用非线性优化的方法来求解，但同时也存在一些解析求解方法。目前常用的解析求解方法有两大类，即基于 SVD 的方法^[33]和基于四元数的方法^[32]。下面分别对这两种方法进行介绍。

2.2.1 基于 SVD 的方法

令矩阵 \mathbf{H} 为

$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^N {}^s\mathbf{p}'_i {}^t\mathbf{p}'_i{}^T \quad (2.5)$$

对 \mathbf{H} 进行奇异值分解得

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V}^T = \lambda_1\mathbf{u}_1\mathbf{v}_1^T + \lambda_2\mathbf{u}_2\mathbf{v}_2^T + \lambda_3\mathbf{u}_3\mathbf{v}_3^T \quad (2.6)$$

其中 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3]$ ， $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3]$ 均为单位正交阵(orthonormal matrix)， $\mathbf{A} = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\}$ ，且满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 。对于任意 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ ， ${}^s\mathbf{p}_i$ 和 ${}^t\mathbf{p}_i$ 存在匹配关系，所以其分布情况是一致的，即，若存在 $\mathbf{u}_j, j \in \{1, 2, 3\}$ ，使得对于任意 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 都有 ${}^s\mathbf{p}_i^T \mathbf{u}_j = 0$ ，则一定有 ${}^t\mathbf{p}_i^T \mathbf{v}_j = 0$ 。

当 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 > 0$ ，即点集 $\{{}^s\mathbf{p}_i, i=1, \dots, N\}$ 和 $\{{}^t\mathbf{p}_i, i=1, \dots, N\}$ 均不共面，则存在使 $J_R(\mathbf{R})$ 最小化的旋转矩阵 \mathbf{R}

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{V}^T \quad (2.7)$$

当 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 > \lambda_3 = 0$ ，即点集 $\{{}^s\mathbf{p}_i, i=1, \dots, N\}$ 和 $\{{}^t\mathbf{p}_i, i=1, \dots, N\}$ 均共面但不共线，则存在两个可能的矩阵 \mathbf{R} 使 $J_R(\mathbf{R})$ 最小化

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{V}^T \quad \text{or} \quad \mathbf{U}'\mathbf{V}^T \quad (2.8)$$

其中 $\mathbf{U}' = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, -\mathbf{u}_3]$ 。此时若 \mathbf{R} 满足 $\det(\mathbf{R}) = 1$ 则为所求的旋转变换，若 $\det(\mathbf{R}) = -1$ 则为反射(reflection)变换。

当 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 满足 $\lambda_1 > \lambda_2 = \lambda_3 = 0$ ，即点集 $\{{}^s\mathbf{p}_i, i=1, \dots, N\}$ 和 $\{{}^t\mathbf{p}_i, i=1, \dots, N\}$ 均共线时，此时 \mathbf{R} 有无数组解。在这种情况下，共线的点集只能提供两个旋转自由度的约束，还有一个旋转自由度无法确定，所以无法唯一确定旋转矩阵 \mathbf{R} 。

2.2.2 基于四元数的方法

表示一个三维空间旋转的方法有很多种，其中最常用的有欧拉角(Euler angles)、旋转矩阵和单位四元数(unit quaternions)。相比旋转矩阵的表示方法而言，用单位四元数来表示一个旋转时，最大的优势是约束一个四元数为单位模长要比约束一个矩阵为单位正交阵要容易。另外，单位四元数与三维空间定轴定角的旋转变换之间的转换关系也很直观。假设在三维空间中绕单位向量 $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ 旋转角度 θ ，则将其表示成单位四元数的形式为

$$\mathbf{q}(\boldsymbol{\omega}, \theta) = \cos \frac{\theta}{2} + \sin \frac{\theta}{2} (i\omega_x + j\omega_y + k\omega_z) \quad (2.9)$$

单位四元数与旋转矩阵之间也存在着转换关系。设一单位四元数为 $\mathbf{q} = q_0 + iq_x + jq_y + kq_z$ ，则其相应的旋转矩阵 \mathbf{R} 为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_x^2 - q_y^2 - q_z^2 & 2(q_x q_y - q_0 q_z) & 2(q_x q_z + q_0 q_y) \\ 2(q_x q_y + q_0 q_z) & q_0^2 - q_x^2 + q_y^2 - q_z^2 & 2(q_y q_z - q_0 q_x) \\ 2(q_x q_z - q_0 q_y) & 2(q_y q_z + q_0 q_x) & q_0^2 - q_x^2 - q_y^2 + q_z^2 \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

定义矩阵 \mathbf{H} 如式(2.5)所示，并将其表示为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} H_{xx} & H_{xy} & H_{xz} \\ H_{yx} & H_{yy} & H_{yz} \\ H_{zx} & H_{zy} & H_{zz} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

构造矩阵 \mathbf{M} 为

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} H_{xx} + H_{yy} + H_{zz} & H_{yz} - H_{zy} & H_{zx} - H_{xz} & H_{xy} - H_{yx} \\ H_{yz} - H_{zy} & H_{xx} - H_{yy} - H_{zz} & H_{xy} + H_{yx} & H_{zx} + H_{xz} \\ H_{zx} - H_{xz} & H_{xy} + H_{yx} & -H_{xx} + H_{yy} - H_{zz} & H_{yz} + H_{zy} \\ H_{xy} - H_{yx} & H_{zx} + H_{xz} & H_{yz} + H_{zy} & -H_{xx} - H_{yy} + H_{zz} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

对 \mathbf{M} 进行特征值分解，则其最大的特征值对应的特征向量即为所求旋转变换的单位四元数形式，然后通过式(2.10)即可转化为旋转矩阵的形式。

与 2.2.1 节介绍的基于 SVD 的方法类似，基于四元数的方法同样也会有矩阵 \mathbf{H} 为奇异矩阵，即点集 $\{^s \mathbf{p}_i, i=1, \dots, N\}$ 和 $\{^i \mathbf{p}_i, i=1, \dots, N\}$ 均共面或共线时的情况。针对这样的情况可以有一些特定的解决方法，如针对共面的情况，文献[32]中提出的先求定轴旋转使两个平面重合，再求平面内旋转的解决方法。

第三节 迭代最近点算法

迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法是目前为止在 3D 点云匹配(registration of 3D point clouds)中使用最为广泛的算法, 由 Besl and McKay^[29]和 Chen and Medioni^[30]首先提出, 到现在为止已经有了多种针对不同应用环境的改进算法^[37]。简单来说, ICP 算法的中心思想是通过迭代最小化匹配点对(corresponding point pairs)之间的均方距离和的过程来优化有重合的两帧扫描数据之间的相对位姿, 其中在每次迭代中的点的对应关系是通过寻找最邻近点对来确定的。

假设不具有对应关系的两帧扫描点分别为当前扫描(current scan)帧点集 ${}^sP = \{{}^s\mathbf{p}_i, i=1, \dots, {}^sN\}$ 和参考扫描(reference scan)帧点集 ${}^tP = \{{}^t\mathbf{p}_j, j=1, \dots, {}^tN\}$, ICP 算法的第一步就是确定当前扫描帧和参考扫描帧之间的匹配点对。对于当前扫描帧中一点 ${}^s\mathbf{p}_i \in {}^sP$, 参考扫描帧中与其具有对应关系的点 ${}^t\mathbf{p}_j \in {}^tP$ 满足

$${}^t\mathbf{p}_j = \arg \min_{{}^t\mathbf{p}_j} \|{}^t\mathbf{p}_j - {}^s\mathbf{p}_i\| \quad (2.13)$$

对 sP 中的每一点都通过上述方法确定其在 tP 中的对应点, 并构成集合 ${}^tP'$

$${}^tP' = \left\{ {}^t\mathbf{p}'_i = {}^t\mathbf{p}_j, i=1, \dots, {}^sN \mid {}^t\mathbf{p}_j = \arg \min_{{}^t\mathbf{p}_j} \|{}^t\mathbf{p}_j - {}^s\mathbf{p}_i\| \right\} \quad (2.14)$$

则对于任意 $i \in \{1, \dots, {}^sN\}$, ${}^s\mathbf{p}_i$ 和 ${}^t\mathbf{p}'_i$ 构成一对匹配点对。为了更加清晰地描述算法过程, 本章中用 ${}^tP' = C({}^sP, {}^tP)$ 来表示上述过程。

在得到具有对应关系的两个点集 sP 和 ${}^tP'$ 后, 便可利用第二节中介绍的方法来求解位姿变换, 本章中将这一求解过程表示为 $(\mathbf{R}, \mathbf{t}, d) = Q({}^sP, {}^tP')$, 其中 d 满足 $d = J(\mathbf{R}, \mathbf{t})$, 表示当前位姿变换 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 作用于 sP 后的均方匹配误差(mean square point matching error)。

因此, 当给定两帧扫描点集合 sP 和 tP 时, ICP 算法的过程如 Algorithm 2.1 所示。根据文献[29], ICP 算法总是单调收敛到均方匹配误差函数 $d = J(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ 的局部最小值。ICP 算法的一个局限性体现在当每次迭代中取距离(如欧氏距离)最近的点对建立对应关系时, 有对应关系的两个点并不一定是被扫描物体或环境中的同一点, 尤其是当两帧扫描数据对应传感器位姿变换幅度较大时。如图 2.1 所示, 红色点云表示当前帧扫描数据, 蓝色点云表示参考帧扫描数据, 在 ICP 算法的某次迭代中, 对于红色点云中的每个点, 寻找蓝色点云中与其欧氏

距离最近的点，作为其匹配点(corresponding point)，并以黑色直线进行连接，可以看出对于黑色圆圈内的红色点，其在蓝色点云中的匹配点应位于红色圆圈区域，与实际计算的结果不符。这些具有错误匹配关系的点，对于算法 2.1 第 4 行中通过最小化匹配点对之间的欧氏距离和来求解两帧扫描数据之间位姿变换的结果也会有影响。

另外，在实际的应用中，ICP 算法还有一个速度上的瓶颈，即每次迭代时的最近邻搜索过程。对于点集 sP 和 tP 来说，运行 ICP 算法时每次迭代的时间代价为 $O({}^sN \cdot {}^tN)$ 。针对此问题，一个最常用的方法是建立 kD 树(kD tree)的结构来加速最近邻搜索的过程。

算法 2.1 ICP 算法

输入: 点集 sP 和 tP .

输出: 旋转矩阵 \mathbf{R} ，平移向量 \mathbf{t} ，均方匹配误差 d .

```

1  初始化  ${}^sP_0 = {}^sP$ ,  $\mathbf{R} = \mathbf{I}_{3 \times 3}$ ,  $\mathbf{t} = 0$ ,  $k = 0$ 
2  while  $d_k - d_{k-1} > \tau$  then
3       ${}^tP'_k = C({}^sP_k, {}^tP)$ 
4       $(\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k, d_k) = Q({}^sP_k, {}^tP'_k)$ 
5      将  $\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k$  作用于  ${}^sP_k$  得到  ${}^sP_{k+1}$ 
6       $k \leftarrow k + 1$ 
7  end
8   $(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = (\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k)$ 

```

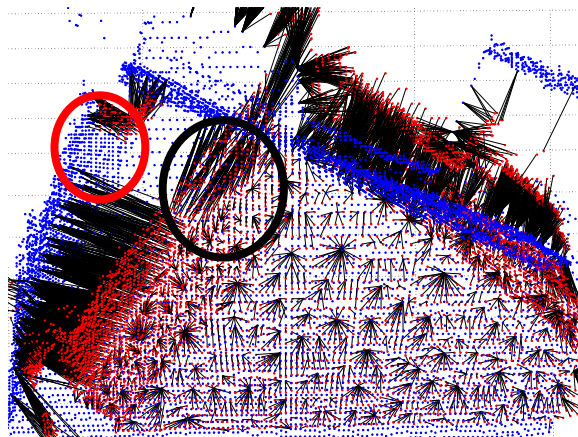


图 2.1 ICP 算法某次迭代中的匹配点对

近年来各领域根据实际应用需求出现了多种改进算法，其中在机器人领域被广泛应用的一类改进算法为 GICP 算法^[31]。GICP 算法的核心思想是假设两个点集都服从某概率分布(高斯分布)，并在算法 2.1 第 4 行的计算过程中考虑到点集服从的概率分布模型，同时为了可以用 kD 树进行加速以保证算法实时性，在第 3 行最近邻搜索过程中仍旧用欧氏距离作为距离度量。

在这里仍以点集 sP 和 tP 为例进行说明。假设已经进行过最近邻搜索的过程得到点集 ${}^tP'$ ，对于任意一点 ${}^s p_i \in {}^sP$ 及其对应点 ${}^t p'_i \in {}^tP'$ ，分别服从高斯分布 ${}^s p_i \sim N(\boldsymbol{\mu}_{{}^s p_i}, \mathbf{S}_{{}^s p_i})$ 和 ${}^t p'_i \sim N(\boldsymbol{\mu}_{{}^t p'_i}, \mathbf{S}_{{}^t p'_i})$ ，其中 $\boldsymbol{\mu}_{{}^s p_i}, \boldsymbol{\mu}_{{}^t p'_i}, \mathbf{S}_{{}^s p_i}, \mathbf{S}_{{}^t p'_i}$ 分别表示 ${}^s p_i$ 和 ${}^t p'_i$ 服从的高斯分布的均值和协方差，同时假设 $\boldsymbol{\mu}_{{}^t p'_i} = \mathbf{R}\boldsymbol{\mu}_{{}^s p_i} + \mathbf{t}$ 。定义 $\mathbf{d}_i(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = {}^t p'_i - (\mathbf{R} \cdot {}^s p_i + \mathbf{t})$ ，则 $\mathbf{d}_i(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ 服从高斯分布

$$\mathbf{d}_i(\mathbf{R}) \sim N(0, \mathbf{S}_{{}^t p'_i} + \mathbf{R}\mathbf{S}_{{}^s p_i}\mathbf{R}^T) \quad (2.15)$$

用最大似然估计(Maximum Likelihood Estimate, MLE)来计算 \mathbf{R}

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= \arg \max_{\mathbf{R}} \prod_{i=1}^{{}^s N} p(\mathbf{d}_i(\mathbf{R})) = \arg \max_{\mathbf{R}} \sum_{i=1}^{{}^s N} \log(p(\mathbf{d}_i(\mathbf{R}))) \\ &= \arg \min_{\mathbf{R}} \sum_{i=1}^{{}^s N} \mathbf{d}_i(\mathbf{R})^T (\mathbf{S}_{{}^t p'_i} - \mathbf{R}\mathbf{S}_{{}^s p_i}\mathbf{R}^T)^{-1} \mathbf{d}_i(\mathbf{R}) \end{aligned} \quad (2.16)$$

而标准 ICP 算法可以看作是当 $\mathbf{S}_{{}^s p_i} = 0$ 和 $\mathbf{S}_{{}^t p'_i} = \mathbf{I}$ 时的特例。这时式(2.16)变为式(2.4)的等价形式

$$\mathbf{R} = \arg \min_{\mathbf{R}} \sum_{i=1}^{{}^s N} \mathbf{d}_i(\mathbf{R})^T \mathbf{d}_i(\mathbf{R}) = \arg \min_{\mathbf{R}} \sum_{i=1}^{{}^s N} \|\mathbf{d}_i(\mathbf{R})\|^2 \quad (2.17)$$

文献[31]给出了一种高斯分布模型的构建方法，假设两帧扫描数据表面(surface)处处分段可导(piece-wise differentiable)，则在每一个点足够小的邻域内可以进行局部平面(local planar patch)的拟合，并假设每一个点在其所在局部平面法向量方向分布的不确定性较小，而在局部平面上分布的不确定性较大，令 ${}^s \mathbf{n}_i$ 和 ${}^t \mathbf{n}_i$ 分别表示 ${}^s p_i$ 和 ${}^t p'_i$ 所在局部平面的法向量，而 $\mathbf{R}_{{}^s n_i}$ 和 $\mathbf{R}_{{}^t n_i}$ 分别表示从单位向量 $[1, 0, 0]^T$ 到 ${}^s \mathbf{n}_i$ 和 ${}^t \mathbf{n}_i$ 的旋转变换，则 $\mathbf{S}_{{}^s p_i}$ 和 $\mathbf{S}_{{}^t p'_i}$ 分别为

$$S_{s_{p_i}} = R_{s_{n_i}} \cdot \begin{bmatrix} \varepsilon & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot R_{s_{n_i}}^T \quad (2.18)$$

$$S_{t_{p_i}} = R_{t_{n_i}} \cdot \begin{bmatrix} \varepsilon & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot R_{t_{n_i}}^T \quad (2.19)$$

由于 GICP 算法最常见的应用中，都会采用像这样用高斯分布模型对两个扫描点集的表面结构进行建模的思路，因此，与“点对平面(point-to-plane)”ICP 算法^[30]相对应，GICP 算法有时又被称为“平面对平面(plane-to-plane)”ICP 算法。

第四节 正态分布变换算法

正态分布变换(Normal Distribution Transform, NDT)算法首先由 Biber and StaBer 提出^[34]，应用于 2D 扫描数据的匹配，其算法的核心是对参考扫描帧中的扫描点进行网格化正态分布拟合。与 ICP 算法中用当前扫描帧中的点直接匹配参考扫描帧的点的思路不同，NDT 算法通过正态分布线性组合的形式来表示当前帧扫描点投影到参考帧中某一位置处的概率分布，并最大化当前扫描帧中所有扫描点投影到参考帧后对应位置处的概率密度来计算两帧之间的相对位姿变换。

以点集^sP 和^tP 为例，首先对参考扫描^tP 所在三维空间进行网格化，假设一共划分为 N_G 个网格，第 j ($j \in \{1, \dots, N_G\}$) 个网格中的扫描点构成点集 $\{{}^t\mathbf{p}_k, k = 1, \dots, N_j\}$ ，其中 N_j 为第 j 个网格中包含扫描点的个数。然后对于每个网格内的所有扫描点进行正态分布拟合，其均值和协方差分别为

$$\boldsymbol{\mu}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{k=1}^{N_j} {}^t\mathbf{p}_k \quad (2.20)$$

$$S_j = \frac{1}{N_j} \sum_{k=1}^{N_j} ({}^t\mathbf{p}_k - \boldsymbol{\mu}_j)({}^t\mathbf{p}_k - \boldsymbol{\mu}_j)^T \quad (2.21)$$

则第 j 个网格中的任意位置坐标 \mathbf{x} 处的概率密度 $p(\mathbf{x})$ 都可通过正态分布 $N(\boldsymbol{\mu}_j, \mathbf{S}_j)$ 来计算

$$p(\mathbf{x}) \sim \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_j)^T \mathbf{S}_j^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_j)\right) \quad (2.22)$$

对于任意扫描点 ${}^s \mathbf{p}_i \in {}^s P$ ，通过位姿变换 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 投影到参考扫描帧中的坐标为 $\mathbf{x}_{s_{p_i}} = \mathbf{R} \cdot {}^s \mathbf{p}_i + \mathbf{t}$ ，则位姿变换 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 的最优估计可以通过最大化所有 $\mathbf{x}_{s_{p_i}}$ 处的概率密度和来计算得到，由此定义目标函数 $J(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ 为

$$J(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = -\sum_{i=1}^{sN} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_{s_{p_i}} - \boldsymbol{\mu}_{s_{p_i}})^T \mathbf{S}_{s_{p_i}}^{-1} (\mathbf{x}_{s_{p_i}} - \boldsymbol{\mu}_{s_{p_i}})\right) \quad (2.23)$$

其中 $\boldsymbol{\mu}_{s_{p_i}}$ 和 $\mathbf{S}_{s_{p_i}}$ 分别为 $\mathbf{x}_{s_{p_i}}$ 所在网格对应的均值和协方差。

通过牛顿迭代法求解 \mathbf{R}, \mathbf{t} 使 $J(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ 最小化，即可得到两帧之间位姿变换的估计^[38]。对于三维扫描数据来说，其位姿变换有六个自由度，若用欧拉角 $[\phi_x, \phi_y, \phi_z]^T$ 表示旋转变换，且设其旋转顺序为 $z-y-x$ ，则旋转矩阵 \mathbf{R} 可以表示为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \phi_y \cos \phi_z & -\cos \phi_y \sin \phi_z & \sin \phi_y \\ \cos \phi_x \sin \phi_z + \sin \phi_x \sin \phi_y \cos \phi_z & \cos \phi_x \cos \phi_z - \sin \phi_x \sin \phi_y \sin \phi_z & -\sin \phi_x \cos \phi_y \\ \sin \phi_x \sin \phi_z - \cos \phi_x \sin \phi_y \cos \phi_z & \sin \phi_x \cos \phi_z + \cos \phi_x \sin \phi_y \sin \phi_z & \cos \phi_x \cos \phi_y \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

所以 6-DOF 位姿变换可以用六维向量 $\mathbf{w} = [\phi_x, \phi_y, \phi_z, t_x, t_y, t_z]^T$ 来表示，其中 $\mathbf{t} = [t_x, t_y, t_z]^T$ 表示两帧扫描数据之间的平移变换，则 $J(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ 可以表示为 $J(\mathbf{w})$ 的形式。在牛顿迭代法中，每一轮迭代中求解 $\Delta \mathbf{w}$ 使满足 $\mathbf{H} \cdot \Delta \mathbf{w} = -\mathbf{g}$ ，其中 \mathbf{g} 和 \mathbf{H} 分别为 $J(\mathbf{w})$ 关于 \mathbf{w} 的梯度向量 (gradient vector) 和海森矩阵 (Hessian matrix)，并将当前迭代中的位姿估计 \mathbf{w} 增加 $\Delta \mathbf{w}$ ，得到下一轮迭代中的位姿估计。令 w_k 表示 \mathbf{w} 的第 k 维分量， g_k 表示 \mathbf{g} 的第 k 维分量， H_{kl} 表示 \mathbf{H} 第 k 行第 l 列的元素，则 \mathbf{g} 和 \mathbf{H} 的计算方法分别为^{[34][38]}

$$g_k = \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial w_k} = \sum_{i=1}^{sN} \mathbf{q}_i^T \mathbf{S}_{s_{p_i}}^{-1} \frac{\partial \mathbf{x}_{s_{p_i}}}{\partial w_k} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{q}_i^T \mathbf{S}_{s_{p_i}}^{-1} \mathbf{q}_i\right) \quad (2.25)$$

$$H_{kl} = \frac{\partial^2 J(\mathbf{w})}{\partial w_k \partial w_l} = -\sum_{i=1}^{sN} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{q}_i^T \mathbf{S}_{s_{p_i}}^{-1} \mathbf{q}_i\right) \left[\left(\mathbf{q}_i^T \mathbf{S}_{s_{p_i}}^{-1} \frac{\partial \mathbf{x}_{s_{p_i}}}{\partial w_k} \right) \left(\mathbf{q}_i^T \mathbf{S}_{s_{p_i}}^{-1} \frac{\partial \mathbf{x}_{s_{p_i}}}{\partial w_l} \right) - \mathbf{q}_i^T \mathbf{S}_{s_{p_i}}^{-1} \frac{\partial^2 \mathbf{x}_{s_{p_i}}}{\partial w_k \partial w_l} - \frac{\partial \mathbf{x}_{s_{p_i}}^T}{\partial w_k} \mathbf{S}_{s_{p_i}}^{-1} \frac{\partial \mathbf{x}_{s_{p_i}}}{\partial w_l} \right] \quad (2.26)$$

其中 $\mathbf{q}_i = \mathbf{x}_{s_{p_i}} - \boldsymbol{\mu}_{s_{p_i}}$ 。

如果 \mathbf{H} 是正定(positive definite)矩阵, 则 $J(\mathbf{w})$ 沿 $\Delta \mathbf{w}$ 方向变化时其值减小, 若 \mathbf{H} 非正定, 则替换为 $\mathbf{H}' = \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}$, 其中 λ 足够大使得 \mathbf{H}' 正定^[39]。

第五节 基于局部特征匹配的方法

除了上述基于扫描数据点的匹配方法之外, 还可以利用局部特征(local features)来进行扫描数据的匹配。该局部特征应对位姿变换具有不变性, 这样在不同参考坐标系下提取出对应于真实物体或环境同一位置与结构处的局部特征。如果可以在两帧扫描数据中提取出具有对应关系的局部特征, 则可以利用第二节中所介绍的方法完成两帧之间相对位姿的估计。

对于 RGB-D 传感器来说, 由于可以同步获取彩色图像和深度图像, 所以在很多三维环境建图的应用中, 都采用在彩色图像中提取图像特征点的方法^{[17][25]}, 其中图像特征点提取算法如 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform), SURF(Speeded-Up Robust Features), FAST(Features from Accelerated Segment Test)等, 并结合深度信息将图像特征点投影到三维空间中形成三维点特征(point feature), 其对应关系可以通过对图像特征点的特征描述符(feature descriptor)进行匹配而获得。

考虑到图像特征点的匹配经常会出现一些错配的情况, 有时甚至会严重影响位姿变换的计算, 如图 2.2 所示, 其中左右两帧图像中提取出的图像特征点用圆圈标记出, 特征点之间的匹配关系以线段连接来表示。为了解决此类问题, 在基于局部特征匹配的扫描匹配方法中, 通常采用 RANSAC 算法^[40]来计算两帧之间的相对位姿变换。

假设两帧扫描数据中根据图像特征点建立匹配关系的点特征集合分别为 ${}^s P_f = \{ {}^s \mathbf{p}_{f,i}, i=1, \dots, N_f \}$ 和 ${}^t P_f = \{ {}^t \mathbf{p}_{f,i}, i=1, \dots, N_f \}$, 其中 ${}^s \mathbf{p}_{f,i}$ 和 ${}^t \mathbf{p}_{f,i}$ 为点特征在三维空间中的位置坐标, 且对于任意 $i \in \{1, \dots, N_f\}$, ${}^s \mathbf{p}_{f,i}$ 和 ${}^t \mathbf{p}_{f,i}$ 对应着有匹配关系的

图像特征点, 其中可能包含错配情况。RANSAC 算法过程如算法 2.2 所示, sP_f 和 tP_f 表示算法结束后得到的排除错配后的点特征集合, 3~6 行表示从点集 sP_f 和 tP_f 中随机选择 N_0 对匹配点对, 用第二节中的方法计算位姿变换 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} , 其中 N_0 需满足 $N_0 \geq 3$ 。7~12 行表示将计算出来的位姿变换 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 作用于点集 sP_f 中的点, 当满足 $\|{}^t\mathbf{p}_i - (\mathbf{R} \cdot {}^s\mathbf{p}_i + \mathbf{t})\| < \varepsilon_f$ 时, 将 ${}^s\mathbf{p}_i$ 和 ${}^t\mathbf{p}_i$ 标记为内点(inliers)并分别加入 ${}^sP_f'$ 和 ${}^tP_f'$, 其中 $n_{inliers}$ 为内点的个数。

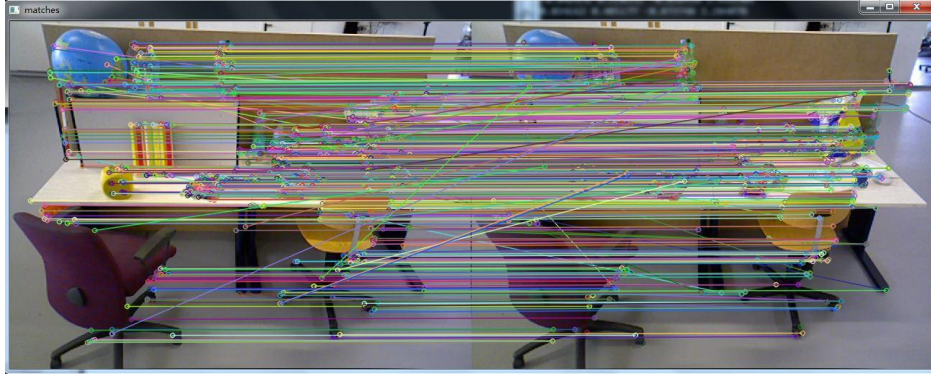


图 2.2 图像特征点匹配结果

算法 2.2: 基于 RANSAC 算法和点特征的扫描匹配

输入: 点集 sP_f 和 tP_f .

输出: 点集 ${}^sP_f'$ 和 ${}^tP_f'$, 旋转矩阵 \mathbf{R} , 平移向量 \mathbf{t} , 均方匹配误差 d .

```

1  初始化  $\mathbf{R} = \mathbf{I}_{3 \times 3}$ ,  $\mathbf{t} = 0$ ,  $k = 0$ 
2  while  $n_{inliers} < \varepsilon_n$  then
3       ${}^sP_f'' = \emptyset$ ,  ${}^tP_f'' = \emptyset$ 
4      从  ${}^sP_f$  中随机选择  $N_0$  个点加入  ${}^sP_f''$ , 其在  ${}^tP_f$  中的对应点加入  ${}^tP_f''$ 
5       $(\mathbf{R}, \mathbf{t}, d) = Q({}^sP_f'', {}^tP_f'')$ 
6       ${}^sP_f' = \emptyset$ ,  ${}^tP_f' = \emptyset$ ,  $n_{inliers} = 0$ 
7      for  $i = 1, \dots, N_f$  do
8          if  $\|{}^t\mathbf{p}_i - (\mathbf{R} \cdot {}^s\mathbf{p}_i + \mathbf{t})\| < \varepsilon_f$  do
9               $n_{inliers} \leftarrow n_{inliers} + 1$ 
10              ${}^s\mathbf{p}_i$  加入  ${}^sP_f'$ ,  ${}^t\mathbf{p}_i$  加入  ${}^tP_f'$ 
11         end
12     end
13 end

```

除了图像特征点外，在一些结构化信息比较丰富的环境，例如室内环境的应用中，直线特征和平面特征也是比较常见的特征。以平面特征为例，特征的提取多采用基于 RANSAC 的提取方法，其算法流程与算法 2.2 类似，先在点集中随机选择三个点确定平面参数，然后遍历点集中的所有点，判断其是否在该平面参数所确定的平面上，进而确定内点数，当内点数大于一定阈值时，则将其所对应的平面参数确定为从当前点集中提取出的一个平面。多次重复上述过程直到点集中不能再提取出平面为止。

对于平面特征的匹配，也有多种方法被提出，如文献[19]中对点特征和平面特征同时使用 RANSAC 算法，依次遍历三对及以上、两对以及一对匹配的平面共三种情况，其具体流程与算法 2.2 中类似。而文献[18]中针对激光传感器提出 MUMC 算法，同时完成平面匹配和激光传感器位姿估计。该算法由于考虑到平面参数的不确定性，具有较好的鲁棒性，但无法解决两帧匹配的平面无法提供求解位姿变换所需要全部六个自由度的约束的情况。

本文提出的扫描匹配方法也是基于平面特征，在本文第三章提出了基于平面参数空间变换以及统计信息网格结构的平面提取与匹配方法，详见第三章内容，第四章中提出基于平面特征的 RGB-D 传感器位姿估计方法，并针对两帧扫描数据中匹配的平面对位姿变换的六个自由度约束不足的情况，给出具体的解决方案。

第六节 本章小结

本章针对基于 RGB-D 传感器的三维环境建图问题，对扫描匹配问题以及目前应用较为广泛的扫描匹配方法进行概述，介绍了已知两帧扫描数据之间对应关系的位姿变换求解问题以及两种常用的解析解法，在扫描匹配方法中详细介绍了 ICP 算法、NDT 算法以及基于局部特征的方法。

扫描匹配指的是通过寻找传感器在不同位姿下采集到的两帧扫描数据之间的匹配关系，来计算传感器位姿变换，并通过该位姿变换将两帧扫描数据统一到同一坐标系下从而还原被扫描物体的过程。扫描匹配在三维物体重构，机器人环境建图等领域都有着重要的应用。

针对机器人三维环境建图的应用，目前为止应用最广泛的扫描匹配方法有 ICP 算法和 NDT 算法，以及基于这两种算法的改进算法。这两种算法都是通过

迭代优化使目标函数收敛于局部最优解来完成位姿变换的求解。而针对 RGB-D 传感器的三维环境建图应用，由于彩色图像中丰富的颜色和纹理信息，使得基于局部特征的方法也逐渐受到了更多的重视。

由于每种扫描匹配方法都有其各自的优势和缺陷，现在也有越来越多的研究工作倾向于将多种扫描匹配方法进行结合，发挥其各自的优势来得到更加准确和鲁棒的位姿变换估计结果。

第三章 基于平面参数空间变换的平面提取与匹配

第一节 引言

由于室内环境具有结构化信息丰富，平面结构较为常见的特点，本文针对室内三维环境建图的问题，提出基于平面特征的扫描匹配方法。因此，首先需要解决的问题是平面的提取，平面特征的描述，以及确定两帧扫描数据中提取出平面的匹配关系。本章提出基于平面参数空间变换的平面提取与匹配方法。

在本章第二节中，首先对平面参数空间(Plane Parameter Space)进行定义，进而对平面参数空间中的点与笛卡尔空间中的平面的对应关系进行说明，然后对笛卡尔空间中的扫描点进行局部平面拟合，并将其投影到平面参数空间中，得到平面参数空间中的数据点集合。

在本章第三节中，对平面参数空间中的数据点进行统计信息网格结构的构建。统计信息网格是一种基于网格单元的分层数据结构，在同一个网格中的数据点表示平面参数空间的坐标具有邻近关系的数据点，由于平面参数空间坐标即表示笛卡尔空间中局部平面的平面参数，所以若平面参数空间坐标有邻近关系的点足够多，则其对应笛卡尔空间中的局部平面很有可能位于同一平面上，这也是本章提出的平面提取方法的依据。

在本章第四节中，提出平面提取与匹配方法。平面提取方法是在统计信息网格结构中搜索包含数据点数量足够多，且坐标分布足够集中的网格，并用其网格参数来定义提取出平面的平面特征。而平面匹配方法则是以每一个扫描帧中提取出的平面为节点，以平面间的几何关系为边，建立平面关联关系图，进而定义两帧平面关联关系图的节点相似度，并根据该相似度来确定平面的匹配关系。

第二节 平面参数空间

对于笛卡尔空间中的一点 $p_d \in R^3$ ，若满足平面方程 $n^T p_d + d = 0$ ，其中 $n = [n_x, n_y, n_z]^T \in R^3$ 表示该平面的法向量，本文中平面的法向量均指向其所在坐

标系的原点且满足 $\mathbf{n}^T \mathbf{n} = 1$ ， $d \in \mathbb{R}$ 表示原点到该平面的垂直距离，则点 \mathbf{p}_d 位于以 $[\mathbf{n}^T, d]^T$ 为参数的平面上。将法向量 \mathbf{n} 转换到球坐标系，设其坐标为 $[\theta, \varphi, r]^T$ ，其中

$$\begin{cases} \theta = \arccos(n_z) \\ \varphi = \arctan\left(\frac{n_y}{n_x}\right) \\ r = 1 \end{cases} \quad (3.1)$$

由此定义平面参数空间 $\Theta\text{-}\Phi\text{-}D$ ，任取该空间中一点 $\mathbf{p} = [\theta, \varphi, d]^T \in \mathbb{R}^3$ ， $\theta \in [0, \pi]$ ， $\varphi \in [-\pi, \pi]$ ，其中 $[\theta, \varphi]^T$ 表示将平面法向量 \mathbf{n} 由笛卡尔坐标系转换到球坐标系后的俯仰角坐标和方位角坐标， d 表示原点到平面的垂直距离。由定义可知，平面参数空间中的点对应笛卡尔空间中的平面，如图 3.1 所示。

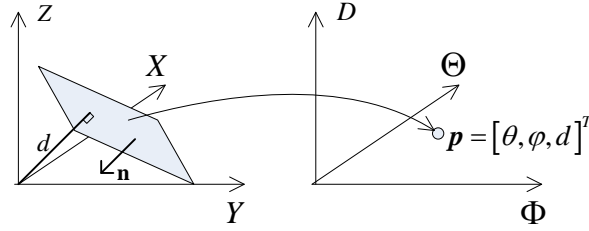


图 3.1 笛卡尔空间与平面参数空间的对应关系

在本文方法中，先将笛卡尔空间中的点通过局部平面拟合得到局部平面 (local plane patch)，再将局部平面投影到平面参数空间中成为点。假设笛卡尔空间中的一帧扫描点集合为 $\{\mathbf{p}_{d,i}, i=1, \dots, N\}$ ，其中 $\mathbf{p}_{d,i} \in \mathbb{R}^3$ 是扫描点在当前帧摄像机坐标系下的坐标， N 为一帧中扫描点的个数。对于集合中任一扫描点 $\mathbf{p}_{d,i}$ ，取其最近邻的 N_n 个点 (本文实验取 $N_n = 20$) 进行主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)，其协方差矩阵最小特征值对应的特征向量即为该点所在局部平面的法向量 \mathbf{n}_{p_i} [31]，原点距该局部平面的距离为 $d_{p_i} = -\mathbf{p}_{d,i}^T \mathbf{n}_{p_i}$ ，则点 $\mathbf{p}_{d,i}$ 所在局部平面参数为 $[\mathbf{n}_{p_i}^T, d_{p_i}]^T$ ，将其投影到平面参数空间后的坐标为 $\mathbf{p}_i = [\theta_i, \varphi_i, d_i]^T$ ，其中 $[\theta_i, \varphi_i]^T$ 与 \mathbf{n}_{p_i} 的关系满足式 (3.1)， d_i 满足 $d_i = d_{p_i}$ 。对集合 $\{\mathbf{p}_{d,i}, i=1, \dots, N\}$ 中每一

点进行上述的局部平面拟合过程，并投影到平面参数空间，得到一帧平面参数空间数据点集合，记为

$$\Omega = \{ \mathbf{p}_i = [\theta_i, \varphi_i, d_i]^T, i=1, \dots, N \} \quad (3.2)$$

由笛卡尔坐标系和球坐标系之间的转换关系可知，法向量 \mathbf{n}_{p_i} 可由 θ_i 与 φ_i 直接计算得到

$$\mathbf{n}_{p_i} = [\sin \theta_i \cos \varphi_i, \sin \theta_i \sin \varphi_i, \cos \theta_i]^T \quad (3.3)$$

因此，平面参数空间坐标 \mathbf{p}_i 和其对应笛卡尔空间局部平面法向量 \mathbf{n}_{p_i} 与原点距该平面的距离 d_{p_i} 存在相互转换的关系，而后文中为计算方便，有时会以 $[\mathbf{n}_{p_i}^T, d_{p_i}]^T$ 的形式直接参与计算。

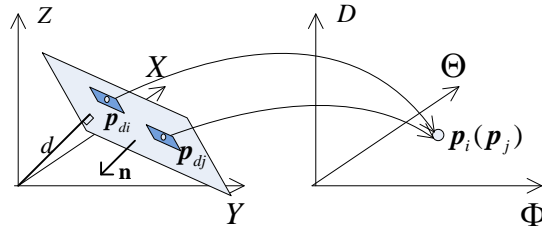


图 3.2 笛卡尔空间中局部平面与平面参数空间中点的对应关系

综上所述，点 \mathbf{p}_i 在平面参数空间中的位置信息表征了点 $\mathbf{p}_{d,i}$ 所在局部平面在笛卡尔空间中的位姿信息。对于笛卡尔空间中位于同一平面上的点 $\mathbf{p}_{d,i}$ 和 $\mathbf{p}_{d,j}$ ，在没有噪声干扰的情况下，其所在局部平面与其当前所在平面的平面参数相同，即其局部平面投影到平面参数空间后的数据点坐标满足 $\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_j$ ，如图 3.2 所示。然而，由于传感器噪声的影响，笛卡尔空间中的扫描点不会严格位于同一平面上，所以其局部平面对应的平面参数空间数据点同样不会严格位于同一点，其分布也会受到噪声的影响，如图 3.3 和图 3.4 所示，其中图 3.3 为笛卡尔空间中受噪声影响的平面，图 3.4 为图 3.3 中每个点所在局部平面投影到平面参数空间中的坐标点集。从图 3.4 中可以看出，笛卡尔空间中位于一个平面上的各点所在的局部平面，投影到平面参数空间中后点的坐标集中分布在某一坐标位置处。所以，对于一帧平面参数空间数据点集合 Ω ，若存在足够多的数据点呈现集中分布于某一坐标位置附近的状态，则这些数据点对应的笛卡尔空间局部平面很有可能处于同一平面。基于此，本文在平面参数空间中引入统计信息网格结构，对平面参数空间进行分层网格化的处理，对每个网格内的数据点进行正态分布

拟合来描述其分布状态，同时根据网格分辨率大小形成分层结构，并基于该结构进行平面提取。

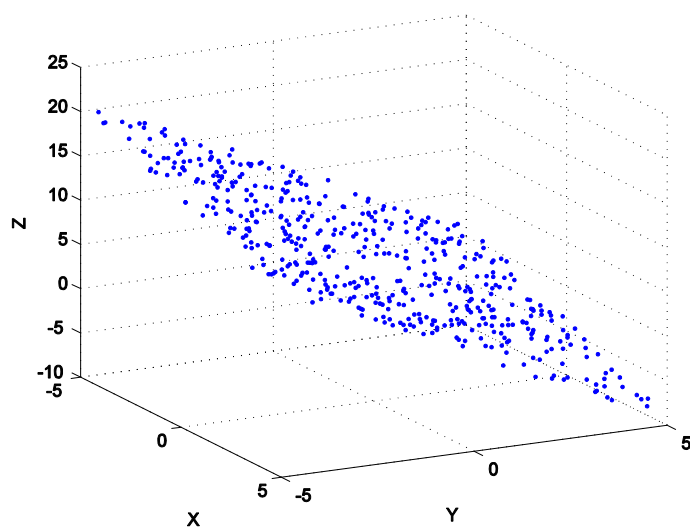


图 3.3 受噪声影响的平面

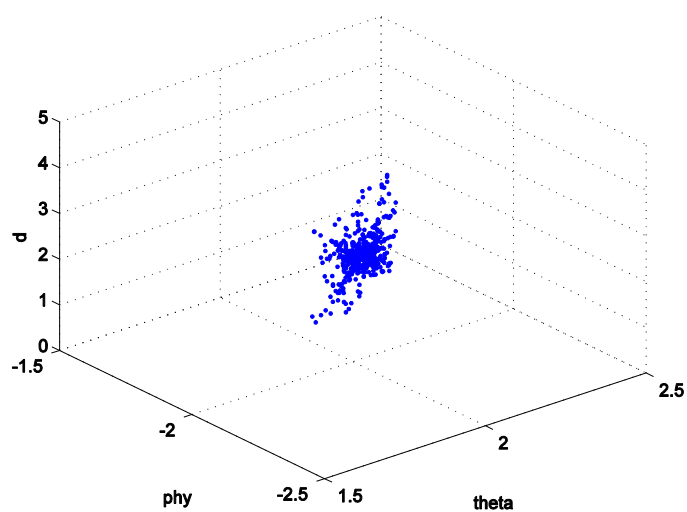


图 3.4 受噪声影响的平面参数空间坐标点

第三节 统计信息网格

统计信息网格^[36]是一种基于网格单元的多层聚类技术，将空间区域分割成

网格单元，并形成分层结构(hierarchical structure)，每一层网格分辨率不同，代表了对该空间的不同细分程度。高层的每个网格单元由多个低一层的网格单元组成。每一层中的每个网格单元中都包含不同数目的对象，每个对象都有一些属性值，而每个网格都需要存储对象的数目，对象属性值的分布类型以及分布参数。在统计信息网络的构建过程中，只需要对最低层网格单元中的对象数目以及对象属性值的分布参数进行计算，而高层网格的对象数目和参数都可以由低一层的信息进行计算。

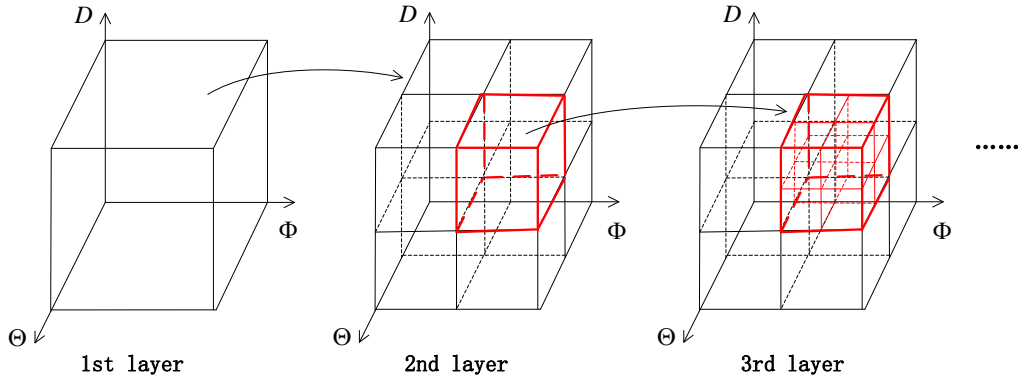


图 3.5 STING 分层结构

本文在平面参数空间 $\Theta-\Phi-D$ 中建立统计信息网络，网格单元中的对象为当前帧平面参数空间的所有数据点 Ω 。数据点有两个属性值，一是该数据点在平面参数空间中的坐标 $\mathbf{p} = [\theta, \varphi, d]^T \in \mathbb{R}^3, \theta \in [0, \pi], \varphi \in [-\pi, \pi]$ ，二是该数据点对应图像平面的像素点在 RGB 颜色空间中的坐标 $\mathbf{p}_c = [r, g, b]^T \in \mathbb{R}^3, r, g, b \in [0, 1]$ 。对象属性值的分布类型选择正态分布，分布参数为网格内所有数据点属性值的均值向量和协方差矩阵。

假设统计信息网络的层数为 L ，第 1 层为最高层，只有一个网格，也称为根网格(root)，根网格中包含了平面参数空间中所有的数据点 Ω 。第 l 层 ($l=1, 2, \dots, L-1$) 中的每个网格单元都划分成 8 个第 $l+1$ 层的网格单元，即为该网格单元的子网格(children)，而该网格单元则称为父网格(parent)，其空间关系如图 3.5 所示。第 L 层为最低层，该层的网格称为叶子网格(leaf)。每层中的网格单元都由其包含的数据点的个数以及每个属性值的均值和协方差来表示，定义第 l 层第 k 个网格参数 o_k^l 为

$$o_k^l = (\mathbf{m}_k^l, \mathbf{S}_k^l, \mathbf{m}_{c,k}^l, \mathbf{S}_{c,k}^l, c_k^l), k = 1, 2, \dots, 8^{l-1} \quad (3.4)$$

其中, \mathbf{m}_k^l 和 \mathbf{S}_k^l 分别为该网格中数据点在平面参数空间中坐标 \mathbf{p} 的均值向量和协方差矩阵, $\mathbf{m}_{c,k}^l$ 和 $\mathbf{S}_{c,k}^l$ 分别为该网格中数据点在 RGB 空间中坐标 \mathbf{p}_c 的均值向量和协方差矩阵, c_k^l 为该网格单元中数据点的个数。第 L 层的网格参数 $o_k^L, k=1, 2, \dots, 8$ 是由网格内的数据点直接计算得到的, 设第 L 层第 k 个网格中的第 i_k 个 ($i_k=1, 2, \dots, c_k^L$) 数据点的两个属性值分别为 $\mathbf{p}_{i_k} = [\theta_{i_k}, \varphi_{i_k}, d_{i_k}]^T$ 和 $\mathbf{p}_{c,i_k} = [r_{i_k}, g_{i_k}, b_{i_k}]^T$, 则 $\mathbf{m}_k^L, \mathbf{S}_k^L, \mathbf{m}_{c,k}^L, \mathbf{S}_{c,k}^L$ 的计算方法如式(3.5)~式(3.8)所示

$$\mathbf{m}_k^L = \frac{1}{c_k^L} \sum_{i_k=1}^{c_k^L} \mathbf{p}_{i_k} \quad (3.5)$$

$$\mathbf{S}_k^L = \frac{1}{c_k^L} \sum_{i_k=1}^{c_k^L} (\mathbf{p}_{i_k} - \mathbf{m}_k^L)(\mathbf{p}_{i_k} - \mathbf{m}_k^L)^T \quad (3.6)$$

$$\mathbf{m}_{c,k}^L = \frac{1}{c_k^L} \sum_{i_k=1}^{c_k^L} \mathbf{p}_{c,i_k} \quad (3.7)$$

$$\mathbf{S}_{c,k}^L = \frac{1}{c_k^L} \sum_{i_k=1}^{c_k^L} (\mathbf{p}_{c,i_k} - \mathbf{m}_{c,k}^L)(\mathbf{p}_{c,i_k} - \mathbf{m}_{c,k}^L)^T \quad (3.8)$$

而对于第 l 层 ($l=1, 2, \dots, L-1$) 第 k 个网格参数 o_k^l , 可以由该网格在 $l+1$ 层的子网格的参数计算得到。文献[36]中给出了属性值为标量时的计算方法, 假设属性值为标量时第 l 层第 k 个网格中该属性值的均值为 m_k^l , 方差为 $(s^2)_k^l$, 而该网格在第 $l+1$ 层对应的第 j 个子网格中属性值的均值为 m_{kj}^l , 方差为 $(s^2)_{kj}^l$, 其中 $j=1, 2, \dots, 8$, 则其计算方法如式(3.9)~式(3.11)所示

$$c_k^l = \sum_{j=1}^8 c_{kj}^l \quad (3.9)$$

$$m_k^l = \frac{\sum_{j=1}^8 m_{kj}^l c_{kj}^l}{c_k^l} \quad (3.10)$$

$$(s^2)_k^l = \frac{1}{c_k^l} \sum_{j=1}^8 \left((s^2)_{kj}^l + (m_{kj}^l)^2 \right) c_{kj}^l - (m_k^l)^2 \quad (3.11)$$

由于本文的方法中需要用到的两个属性值 \mathbf{p} 和 \mathbf{p}_c 均是向量的形式, 所以在这里我们将属性值为标量时的计算方法进行推广, 给出属性值为向量时的计算方法。对于第 l 层 ($l=1, 2, \dots, L-1$) 第 k 个网格 o_k^l , 设其在第 $l+1$ 层对应的第 j 个子

网络的参数为 $\sigma_{kj}^l = (\mathbf{m}_{kj}^l, \mathbf{S}_{kj}^l, \mathbf{m}_{c,kj}^l, \mathbf{S}_{c,kj}^l, c_{kj}^l)$, 其中 $j=1,2,\dots,8$ 。以属性值 \mathbf{p} 为例, 其均值向量 \mathbf{m}_k^l 直接可以得到

$$\mathbf{m}_k^l = \frac{\sum_{j=1}^8 \mathbf{m}_{kj}^l c_{kj}^l}{c_k^l} \quad (3.12)$$

该网格单元在第 $l+1$ 层对应的第 j 个子网格中属性值 \mathbf{p} 的协方差矩阵 \mathbf{S}_{kj}^l 为

$$\mathbf{S}_{kj}^l = \frac{1}{c_{kj}^l} \sum_{i_{kj}=1}^{c_{kj}^l} (\mathbf{p}_{i_{kj}} - \mathbf{m}_{kj}^l)(\mathbf{p}_{i_{kj}} - \mathbf{m}_{kj}^l)^T = \frac{1}{c_{kj}^l} \sum_{i_{kj}=1}^{c_{kj}^l} (\mathbf{p}_{i_{kj}} \mathbf{p}_{i_{kj}}^T) - \mathbf{m}_{kj}^l (\mathbf{m}_{kj}^l)^T \quad (3.13)$$

由此可得

$$\sum_{i_{kj}=1}^{c_{kj}^l} (\mathbf{p}_{i_{kj}} \mathbf{p}_{i_{kj}}^T) = c_{kj}^l (\mathbf{S}_{kj}^l + \mathbf{m}_{kj}^l (\mathbf{m}_{kj}^l)^T) \quad (3.14)$$

则第 l 层第 k 个网格单元中属性值 \mathbf{p} 的协方差矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_k^l &= \frac{1}{c_k^l} \sum_{i_k=1}^{c_k^l} (\mathbf{p}_{i_k} - \mathbf{m}_k^l)(\mathbf{p}_{i_k} - \mathbf{m}_k^l)^T \\ &= \frac{1}{c_k^l} \sum_{j=1}^8 \sum_{i_{kj}=1}^{c_{kj}^l} (\mathbf{p}_{i_{kj}} \mathbf{p}_{i_{kj}}^T) - \mathbf{m}_k^l (\mathbf{m}_k^l)^T \\ &= \frac{1}{c_k^l} \sum_{j=1}^8 c_{kj}^l (\mathbf{S}_{kj}^l + \mathbf{m}_{kj}^l (\mathbf{m}_{kj}^l)^T) - \mathbf{m}_k^l (\mathbf{m}_k^l)^T \end{aligned} \quad (3.15)$$

与式(3.11)中标量属性值方差的表示有着相似的形式。同理可得

$$\mathbf{m}_{c,k}^l = \frac{\sum_{j=1}^8 \mathbf{m}_{c,kj}^l c_{kj}^l}{c_k^l} \quad (3.16)$$

$$\mathbf{S}_{c,k}^l = \frac{1}{c_k^l} \sum_{j=1}^8 c_{kj}^l (\mathbf{S}_{c,kj}^l + \mathbf{m}_{c,kj}^l (\mathbf{m}_{c,kj}^l)^T) - \mathbf{m}_{c,k}^l (\mathbf{m}_{c,k}^l)^T \quad (3.17)$$

由以上计算过程可知, 文献[36]中所提出的针对对象属性值为标量时的计算方法可以推广到属性值为向量的情况。由于本文中统计信息网格是在平面参数空间中构建的, 所以处于同一网格内的数据点, 其在平面参数空间中是邻近的关系, 又因为数据点在平面参数空间中的坐标即是笛卡尔空间中局部平面的平面参数, 表征了该局部平面在笛卡尔空间中的位姿, 所以若平面参数空间中处于同一网格内的数据点个数足够多且其坐标 \mathbf{p} 分布足够集中, 则该网格中的数据点对应的笛卡尔空间中局部平面很有可能处于同一平面。基于此, 本文提

出基于统计信息网格结构的平面提取算法。

第四节 平面提取与匹配

由第二节内容可知,平面参数空间中的一点对应笛卡尔空间中的一个平面,所以在没有噪声干扰的情况下,笛卡尔空间中处于一个平面上的坐标点所在的局部平面投影到平面参数空间后应具有相同的坐标值。因此,平面特征提取的方法是在平面参数空间中构建的统计信息网格中通过自顶向下的查询过程,寻找 c'_k 足够大且其数据点分布足够集中的网格单元,并利用其网格参数 o'_k 来定义提取出平面的特征。

连续两帧扫描数据中提取出的平面之间的匹配关系,是由平面的颜色信息以及平面之间的几何关系共同确定的。首先针对每一帧提取出的平面,以平面为节点,以平面之间的几何关系为边,形成平面关联关系图。之后再结合平面的颜色信息,对连续两帧的平面关联关系图的节点,即两帧的平面之间的相似度进行定义,并根据该相似度来确定两帧平面之间的匹配关系。

3.4.1 平面提取

平面提取过程包括在平面参数空间的统计信息网格中寻找数据点分布足够集中的网格单元,并用该网格参数 o'_k 来描述提取出的平面特征,记为 $P_\pi = P(\hat{q}) = (n_\pi, d_\pi, S_\pi, p_c, S_c, c)$, 其中若令 $m'_k = [\theta'_k, \phi'_k, d'_k]^T$, 则 $n_\pi = [\sin \theta'_k \cos \phi'_k, \sin \theta'_k \sin \phi'_k, \cos \theta'_k]^T$ 和 $d_\pi = d'_k$, 分别表示提取出的平面在笛卡尔空间的法向量以及距原点的垂直距离, $S_\pi = S'_k$ 表征了该平面参数的不确定性, $p_c = m'_{c,k}$ 和 $S_c = S'_{c,k}$ 分别表示构成该平面的扫描点在图像上对应的像素点在 RGB 空间中分布的均值和协方差,表征了该平面的颜色以及不确定性, $c = c'_k$ 表示构成该平面的扫描点的个数。

在进行平面特征的提取时,对平面参数空间的统计信息网格结构进行由高层到低层的查询,算法 3.1 给出了具体的算法流程,其中第 2~8 行表示在统计

信息网格的分层结构中选择第 l_0 层作为起始层，遍历第 l_0 层中所有网格，并将网格中数据点数量 c_k^l 满足 $c_k^l > \varepsilon_n$ 的网格标记为“relevant”，否则标记为“not relevant”。第 9~24 行中，遍历第 l 层 ($l=l_0, \dots, L-1$) 中所有标记为“relevant”的网格单元在第 $l+1$ 层对应的子网格，找出数据点数量 c_{kj}^l 满足 $c_{kj}^l > \varepsilon_n$ 的子网格 o_{kj}^l ，若 $\lambda_{\pi,kj}^l$ 满足 $\lambda_{\pi,kj}^l < \varepsilon_s$ 则确定网格 o_{kj}^l 可以用来描述一个平面特征 $P_{\pi,i} = P(o_{kj}^l)$ ，否则标记该网格为“relevant”。其中， $\lambda_{\pi,kj}^l$ 为 $S_{\pi,kj}^l$ 的最大特征值。

其中阈值 ε_n 的设置会影响在环境中提取到平面的数量，若 ε_n 值设得过大，会导致环境中面积较小的平面或者当前视角下无法完整观测到的平面无法被提取出来；但若 ε_n 值设得过小，则会导致环境中一些本来不属于一个平面的点被当作平面提取出来，进而产生不必要的干扰。经过测试，本文实验中取 $\varepsilon_n = 500$ 。而阈值 ε_s 则关系到提取出平面的不确定性，其值的设置决定了提取出的平面对噪声的容忍程度，本文实验中取 $\varepsilon_s = 0.15$ 。

整个统计信息网格中的查询过程结束时，可得到当前扫描帧中所有的平面集合，记作 $\Pi = \{P_{\pi,i} = (n_{\pi,i}, d_{\pi,i}, S_{\pi,i}, p_{c,i}, S_{c,i}, c_i), i=1, \dots, N_p\}$ ，其中 N_p 表示从当前帧提取到的平面的总数。

算法 3.1 平面提取

输入: 在平面参数空间中构建的 STING 结构.

输出: 平面集合 $\Pi = \{P_{\pi,i} = (n_{\pi,i}, d_{\pi,i}, S_{\pi,i}, p_{c,i}, S_{c,i}, c_i), i=1, \dots, N_p\}$.

```

1  选择第  $l_0$  层作为起始层，并初始化  $l = l_0, i = 0, \Pi = \emptyset$ 
2  for  $k = 1, \dots, 8^{l-1}$  do
3      if  $c_k^l > \varepsilon_n$  then
4          标记第  $l$  层第  $k$  个网格  $o_k^l$  为“relevant”
5      else
6          标记第  $l$  层第  $k$  个网格  $o_k^l$  为“not relevant”
7      end
8  end

```

```

9  for  $l=l_0, \dots, L-1$  do
10     for  $k=1, \dots, 8^{l-1}$  do
11         if 第  $l$  层第  $k$  个网格  $o_k^l$  的标签为“relevant” then
12             for  $j=1, \dots, 8$  do
13                 if  $c_{kj}^l > \varepsilon_n$  then
14                     if  $\lambda_{\pi, kj}^l < \varepsilon_s$  then
15                          $i \leftarrow i+1$ 
16                         将  $P_{\pi, i} = P(o_{kj}^l) = (\mathbf{n}_{\pi, i}, d_{\pi, i}, \mathbf{S}_{\pi, i}, \mathbf{p}_{c, i}, \mathbf{S}_{c, i}, c_i)$  加入  $\Pi$ 
17                     else
18                         标记第  $l$  层第  $k$  个网格的第  $j$  个子网格  $o_{kj}^l$  为 “relevant”
19                     end
20                 end
21             end
22         end
23     end
24 end
    
```

3.4.2 平面匹配

完成连续两帧的平面提取之后，对每一帧中提取出的平面之间的几何关系进行描述，并以平面为节点，以平面之间的几何关系为边，形成平面关联关系图。而两帧平面之间的匹配关系，通过两帧平面关联关系图的节点之间的相似度进行确定。下面给出平面关联关系图具体的构建方法。

假设在连续两帧扫描数据中提取出的平面集合分别为

$${}^s\Pi = \left\{ {}^sP_{\pi, i} = ({}^s\mathbf{n}_{\pi, i}, {}^s d_{\pi, i}, {}^s\mathbf{S}_{\pi, i}, {}^s\mathbf{p}_{c, i}, {}^s\mathbf{S}_{c, i}, {}^s c_i), i=1, \dots, {}^sN_p \right\} \quad (3.18)$$

与

$${}^t\Pi = \left\{ {}^tP_{\pi, i} = ({}^t\mathbf{n}_{\pi, i}, {}^t d_{\pi, i}, {}^t\mathbf{S}_{\pi, i}, {}^t\mathbf{p}_{c, i}, {}^t\mathbf{S}_{c, i}, {}^t c_i), i=1, \dots, {}^tN_p \right\} \quad (3.19)$$

来自于同一帧扫描数据的任意两个平面之间的几何关系可以分为两类，平行或者相交，而平行关系可以通过两个平面之间的距离来描述，相交关系则可以通过法向量夹角来描述。以平面集合 ${}^s\Pi$ 为例，任取其中的两个平面 ${}^sP_{\pi, i}$ 和 ${}^sP_{\pi, j}$ ，

其法向量夹角 ${}^s\alpha_{ij}$ 为

$${}^s\alpha_{ij} = \arccos({}^s\mathbf{n}_{\pi,i}^T {}^s\mathbf{n}_{\pi,j}) \quad (3.20)$$

当两个平面间的法向量夹角 ${}^s\alpha_{ij}$ 满足 ${}^s\alpha_{ij} < \varepsilon_{\alpha 1}$ (本文实验中 $\varepsilon_{\alpha 1}$ 取 15°) 时, 则可判断两个平面特征之间是平行的几何关系, 否则, 判断为相交。若两个平面之间的几何关系判断为平行, 则其平面之间的距离 ${}^s d_{ij}$ 为

$${}^s d_{ij} = \left| {}^s d_{\pi,i} - {}^s d_{\pi,j} \right| \quad (3.21)$$

通过上述方法, 可以在平面集合 ${}^s\Pi$ 中的任意两个平面之间建立几何关系的描述, 进而建立平面关联关系图 ${}^sG = ({}^sV, {}^sE)$, 其中 ${}^sV = \{{}^s v_i = {}^s P_{\pi,i}, i=1, \dots, {}^s N_p\}$ 表示节点的集合, 即为提取出平面的集合, ${}^sE = \{{}^s e_{ij}, i, j=1, \dots, {}^s N_p, i \neq j\}$ 表示边的集合, 其中 ${}^s e_{ij}$ 定义为

$${}^s e_{ij} = ({}^s \omega_{ij}, {}^s \alpha_{ij}, {}^s d_{ij}), i, j=1, \dots, {}^s N_p, i \neq j \quad (3.22)$$

其中 ${}^s \omega_{ij}$ 的计算方法如式(3.20)所示, ${}^s \omega_{ij} \in \{parallel, not\ parallel\}$ 为一枚举量, 满足

$${}^s \omega_{ij} = \begin{cases} parallel & \text{if } {}^s \alpha_{ij} < \varepsilon_{\alpha 1} \\ not\ parallel & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.23)$$

而 ${}^s d_{ij}$ 满足

$${}^s d_{ij} = \begin{cases} \left| {}^s d_{\pi,i} - {}^s d_{\pi,j} \right| & \text{if } {}^s \omega_{ij} = parallel \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.24)$$

同理, 在平面集合 ${}^t\Pi$ 中用同样的方法建立平面关联关系图 ${}^tG = ({}^tV, {}^tE)$ 。

对于两帧平面关联关系图 ${}^sG = ({}^sV, {}^sE)$ 与 ${}^tG = ({}^tV, {}^tE)$, 任取两个边 ${}^s e_{ij} \in {}^sE$ 与 ${}^t e_{kl} \in {}^tE$, 其中 $i, j \in \{1, \dots, {}^s N_p\}$, $k, l \in \{1, \dots, {}^t N_p\}$, 且 $i \neq j, k \neq l$, 定义 ${}^s e_{ij}$ 与 ${}^t e_{kl}$ 的相似关系为

$$\begin{cases} {}^s e_{ij} = {}^t e_{kl} & \text{if } {}^s \omega_{ij} = {}^t \omega_{kl} \text{ and } \left| {}^s \alpha_{ij} - {}^t \alpha_{kl} \right| < \varepsilon_{\alpha 2} \text{ and } \left| {}^s d_{ij} - {}^t d_{kl} \right| < \varepsilon_d \\ {}^s e_{ij} \neq {}^t e_{kl} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.25)$$

即当满足 ${}^s \omega_{ij} = {}^t \omega_{kl}$ and $\left| {}^s \alpha_{ij} - {}^t \alpha_{kl} \right| < \varepsilon_{\alpha 2}$ and $\left| {}^s d_{ij} - {}^t d_{kl} \right| < \varepsilon$ 的条件时(本文实验中 $\varepsilon_{\alpha 2}$

取 5° , ε_d 取 0.06m), ${}^s e_{ij}$ 与 ${}^t e_{kl}$ 为相似边, 否则为不相似边。

在两个图中任取两个节点 ${}^s v_i \in {}^s V$ 与 ${}^t v_k \in {}^t V$, 其中 $i \in \{1, \dots, {}^s N_p\}$, $k \in \{1, \dots, {}^t N_p\}$, 定义其相似度为

$$s({}^s v_i, {}^t v_k) = s_c({}^s v_i, {}^t v_k) + s_g({}^s v_i, {}^t v_k) \quad (3.26)$$

其中 $s_c({}^s v_i, {}^t v_k)$ 和 $s_g({}^s v_i, {}^t v_k)$ 分别表示两个节点之间的颜色相似度和几何相似度。

下面分别对颜色相似度 $s_c({}^s v_i, {}^t v_k)$ 和几何相似度 $s_g({}^s v_i, {}^t v_k)$ 进行定义。

两个节点 ${}^s v_i \in {}^s V$ 与 ${}^t v_k \in {}^t V$ 之间的颜色相似度 $s_c({}^s v_i, {}^t v_k)$ 定义为 ${}^s p_{c,i}$ 和 ${}^t p_{c,k}$ 之间的马氏距离, 表征两个平面 ${}^s P_{\pi,i}$ 和 ${}^t P_{\pi,k}$ 颜色的相似程度, 如式(3.27)所示

$$s_c({}^s v_i, {}^t v_k) = \sqrt{({}^s p_{c,i} - {}^t p_{c,k})^T ({}^t S_{c,k})^{-1} ({}^s p_{c,i} - {}^t p_{c,k})} \quad (3.27)$$

两个节点 ${}^s v_i \in {}^s V$ 与 ${}^t v_k \in {}^t V$ 之间的几何相似度 $s_g({}^s v_i, {}^t v_k)$ 定义为^[41]

$$s_g({}^s v_i, {}^t v_k) = \frac{1}{|I_{{}^s v_i | {}^t v_k}|} \sum_{r=1}^{|I_{{}^s v_i | {}^t v_k}|} s_c(I_{{}^s v_i | {}^t v_k}[r], I_{{}^t v_k | {}^s v_i}[r]) \quad (3.28)$$

其中 $I_{{}^s v_i | {}^t v_k}$ 和 $I_{{}^t v_k | {}^s v_i}$ 为两个有序集合(indexed set), 对于 ${}^s V$ 中除 ${}^s v_i$ 之外的其他节点 $\{{}^s v_j, j=1, \dots, {}^s N_p, j \neq i\}$ 以及 ${}^t V$ 中除 ${}^t v_k$ 之外的其他节点 $\{{}^t v_l, l=1, \dots, {}^t N_p, l \neq k\}$, 若边 ${}^s e_{ij}$ 和 ${}^t e_{kl}$ 满足 ${}^s e_{ij} = {}^t e_{kl}$, 则将 ${}^s v_j$ 和 ${}^t v_l$ 分别加入 $I_{{}^s v_i | {}^t v_k}$ 和 $I_{{}^t v_k | {}^s v_i}$, 即 $I_{{}^s v_i | {}^t v_k}$ 中第 r 个元素 $I_{{}^s v_i | {}^t v_k}[r]$ 与 $I_{{}^t v_k | {}^s v_i}$ 中第 r 个元素 $I_{{}^t v_k | {}^s v_i}[r]$ 表示图 ${}^s G$ 和图 ${}^t G$ 中与 ${}^s v_i$ 和 ${}^t v_k$ 以相似边连接的节点。 $|I_{{}^s v_i | {}^t v_k}|$ 和 $|I_{{}^t v_k | {}^s v_i}|$ 表示 $I_{{}^s v_i | {}^t v_k}$ 和 $I_{{}^t v_k | {}^s v_i}$ 的元素个数, 且满足 $|I_{{}^s v_i | {}^t v_k}| = |I_{{}^t v_k | {}^s v_i}|$ 。

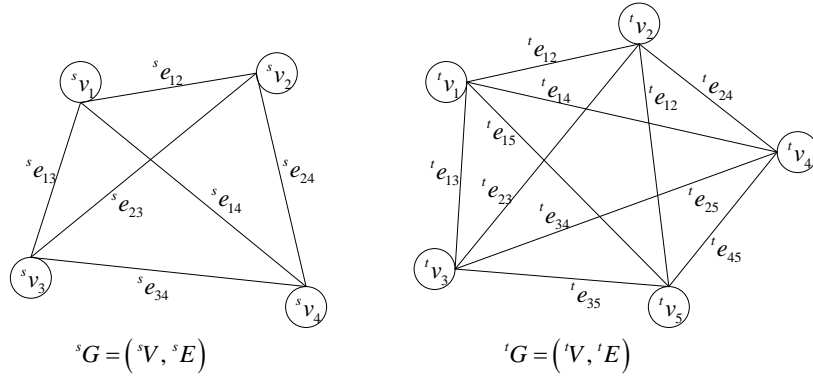


图 3.6 平面关联关系图

以图 3.6 所示的平面关联关系图中节点 ${}^s v_1$ 和 ${}^t v_3$ 为例，假设与其连接的所有边中满足相似边条件的有 ${}^s e_{12} = {}^t e_{23}$ 和 ${}^s e_{13} = {}^t e_{34}$ ，则有序集合 $I_{{}^s v_1 | {}^t v_3}$ 和 $I_{{}^t v_3 | {}^s v_1}$ 分别为 $I_{{}^s v_1 | {}^t v_3} = \{{}^s v_2, {}^s v_3\}$ 和 $I_{{}^t v_3 | {}^s v_1} = \{{}^t v_2, {}^t v_4\}$ ，由此可得节点 ${}^s v_1$ 和 ${}^t v_3$ 的几何相似度为

$$s_g({}^s v_1, {}^t v_3) = \frac{1}{|I_{{}^s v_1 | {}^t v_3}|} \sum_{r=1}^{|I_{{}^s v_1 | {}^t v_3}|} s_c(I_{{}^s v_1 | {}^t v_3}[r], I_{{}^t v_3 | {}^s v_1}[r]) = \frac{1}{2} (s_c({}^s v_2, {}^t v_2) + s_c({}^s v_3, {}^t v_4)) \quad (3.29)$$

在进行平面匹配时，取一适当阈值 ε_{sim} ，若 $s(v_i, v'_k) < \varepsilon_{sim}$ ，则两个平面之间存在匹配关系；否则，不存在匹配关系。

第五节 本章小结

在本章中，提出了一种基于平面参数空间变换的平面提取与匹配方法。通过将笛卡尔空间中扫描点的局部平面拟合结果向平面参数空间进行投影，将笛卡尔空间中的局部平面转化为平面参数空间中的点，其点坐标表示局部平面的平面参数。若笛卡尔空间中的扫描点位于同一平面上，则其所在局部平面的平面参数，与其所在平面的平面参数应相同或相似，所以笛卡尔空间中位于同一平面上的扫描点所在局部平面，在平面参数空间中对应的点坐标也是相同或相似的关系。

基于此，本章中通过平面参数空间中构建的统计信息网格结构来完成平面的提取。由于统计信息网格对数据的组织方式非常适用于对满足条件的数据进

行快速查找，所以相比于在笛卡尔空间中用 RANSAC 算法直接进行平面提取的方法，本章中的方法在实时性上有着更好的表现。

平面匹配是通过构建平面关联关系图以及定义节点相似度来实现的。由于 RGB-D 传感器可以获取 RGB 图像，其中包含丰富的颜色信息，因此，在节点相似度的定义中考虑到平面的颜色信息，同时结合平面之间的几何信息，得到了较好的鲁棒性。

第四章 基于平面特征的扫描匹配方法

第一节 引言

针对基于 RGB-D 传感器的室内三维环境建图，本章提出基于平面特征的扫描匹配方法。由于室内环境具有结构化信息较丰富的特点，而且通常包含大量的平面，所以在针对室内环境的手持传感器建图或机器人 SLAM 中，平面特征是经常被使用的特征之一。在本文第三章中提出了基于平面参数空间变换的平面提取与匹配方法，从两帧 RGB-D 传感器扫描数据中提取出了具有匹配关系的平面特征，在本章中将基于该平面特征完成 RGB-D 传感器位姿的估计。

由于相比激光传感器而言，RGB-D 传感器的有效深度测量范围和视野范围都比较小，一帧扫描数据中提取出的平面数量也相对较少，加上室内环境中平面平行的情况也经常出现，所以很容易出现匹配的平面对三维空间 6-DOF 位姿变换求解问题的约束不足的情况。在文献[19]中针对 Kinect 传感器提出的结合点特征和平面特征的扫描匹配方法，也是为了解决平面对三维空间六自由度位姿变换求解约束不足的问题。而在本章提出的方法中，不需要用到除平面特征之外的其他特征，而是直接利用扫描数据来提供平面特征无法提供的约束。

在本章第二节中，对两帧扫描数据中提取出的具有匹配关系的平面集合对三维空间中 6-DOF 位姿变换求解的约束情况进行分析(Constrain Analysis)，并将其分为三种情况，即匹配平面为三维空间位姿变换求解提供 6-DOF 的约束，匹配平面为三维空间位姿变换求解提供 5-DOF(个旋转自由度和两个平移自由度)的约束，以及匹配平面为三维空间位姿变换求解提供 3-DOF(两个旋转自由度和一个平移自由度)的约束。在本章第三节中，针对以上的三种情况，提出具体的 RGB-D 传感器位姿估计方法。

第二节 匹配平面对 6-DOF 位姿变换的约束分析

假设通过第三章中的平面提取与匹配过程，得到两帧具有匹配关系的平面集合分别为

$${}^s\Pi_m = \left\{ {}^sP_{\pi,i} = \left({}^s\mathbf{n}_{\pi,i}, {}^sd_{\pi,i}, {}^s\mathbf{S}_{\pi,i}, {}^s\mathbf{p}_{c,i}, {}^s\mathbf{S}_{c,i}, {}^sc_i \right), i=1, \dots, N_m \right\} \quad (4.1)$$

与

$${}^t\Pi_m = \left\{ {}^tP_{\pi,i} = \left({}^t\mathbf{n}_{\pi,i}, {}^t d_{\pi,i}, {}^t\mathbf{S}_{\pi,i}, {}^t\mathbf{p}_{c,i}, {}^t\mathbf{S}_{c,i}, {}^t c_i \right), i=1, \dots, N_m \right\} \quad (4.2)$$

其中 ${}^sP_{\pi,i}$ 和 ${}^tP_{\pi,i}$ 表示有着匹配关系的平面对, N_m 表示匹配的平面总数。

两帧之间的位姿变换由旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{t} 构成, 对于任意一个平面 ${}^sP_{\pi,i} \in {}^s\Pi_m$ 及其匹配平面 ${}^tP_{\pi,i} \in {}^t\Pi_m$, 令

$$J_{R,i} = \left\| {}^t\mathbf{n}_{\pi,i} - \mathbf{R} \cdot {}^s\mathbf{n}_{\pi,i} \right\|^2 \quad (4.3)$$

$$J_{t,i} = \left({}^t d_{\pi,i} - \left({}^s d_{\pi,i} + {}^t\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{t} \right) \right)^2 \quad (4.4)$$

对于三维扫描数据来说, 其位姿变换有六个自由度(6-DOF), 若用欧拉角 $[\phi_x, \phi_y, \phi_z]^T$ 表示旋转变换, 且设其旋转顺序为 $x-y-z$, 则旋转矩阵 \mathbf{R} 可以表示为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \phi_y \cos \phi_z & -\cos \phi_x \sin \phi_z + \sin \phi_x \sin \phi_y \cos \phi_z & \sin \phi_x \sin \phi_z + \cos \phi_x \sin \phi_y \cos \phi_z \\ \cos \phi_y \sin \phi_z & \cos \phi_x \cos \phi_z + \sin \phi_x \sin \phi_y \sin \phi_z & -\sin \phi_x \cos \phi_z + \cos \phi_x \sin \phi_y \sin \phi_z \\ -\sin \phi_y & \sin \phi_x \cos \phi_y & \cos \phi_x \cos \phi_y \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

所以 6-DOF 位姿变换 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 可以用六维向量 $\mathbf{w} = [\phi_x, \phi_y, \phi_z, t_x, t_y, t_z]^T$ 来表示, 其中 $\mathbf{t} = [t_x, t_y, t_z]^T$ 。

由式(4.3)和式(4.4)可知, $J_{R,i}$ 和 $J_{t,i}$ 分别只与 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 有关, 所以我们分别考虑位姿变换在三个旋转自由度 $\mathbf{w}_\phi = [\phi_x, \phi_y, \phi_z]^T$ 和三个平移自由度 $\mathbf{w}_t = [t_x, t_y, t_z]^T$ 上的变化对 $J_{R,i}$ 和 $J_{t,i}$ 的影响。先考虑三个旋转自由度, 在 $\mathbf{w}_\phi = 0$ 处对 $J_{R,i}$ 求偏导可得

$$\left. \frac{\partial J_{R,i}}{\partial \mathbf{w}_\phi} \right|_{\mathbf{w}_\phi=0} = -2 \left({}^t\mathbf{n}_{\pi,i} - \mathbf{R} \cdot {}^s\mathbf{n}_{\pi,i} \right)^T {}^s\mathbf{n}_{\pi,i} \left. \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \mathbf{w}_\phi} \right|_{\mathbf{w}_\phi=0} \quad (4.6)$$

在 \mathbf{w}_ϕ 比较小时, 式(4.5)可以近似为^[42]

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & -\phi_z + \phi_x \phi_y & \phi_x \phi_z + \phi_y \\ \phi_z & 1 + \phi_x \phi_y \phi_z & -\phi_x + \phi_y \phi_z \\ -\phi_y & \phi_x & \phi_x \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

则有

$$\frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \phi_x} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \phi_y} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \phi_z} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

由此, 式(4.6)可以化简为

$$\left. \frac{\partial J_{R,i}}{\partial \mathbf{w}_\phi} \right|_{\mathbf{w}_\phi=0} = 2({}^t \mathbf{n}_{\pi,i} \times {}^s \mathbf{n}_{\pi,i}) \quad (4.9)$$

则有

$$\Delta J_{R,i}^2 = \Delta \mathbf{w}_\phi^T \frac{\partial J_{R,i}}{\partial \mathbf{w}_\phi} \frac{\partial J_{R,i}^T}{\partial \mathbf{w}_\phi} \Delta \mathbf{w}_\phi \quad (4.10)$$

表示当施加微量旋转变换 \mathbf{w}_ϕ 时 $J_{R,i}$ 的变化情况, 再令

$$\mathbf{C}_{R,i} = \frac{\partial J_{R,i}}{\partial \mathbf{w}_\phi} \frac{\partial J_{R,i}^T}{\partial \mathbf{w}_\phi} = 4({}^t \mathbf{n}_{\pi,i} \times {}^s \mathbf{n}_{\pi,i})({}^t \mathbf{n}_{\pi,i} \times {}^s \mathbf{n}_{\pi,i})^T \quad (4.11)$$

$\mathbf{C}_{R,i}$ 为半正定矩阵, 表征了对于一对匹配平面 ${}^s P_{\pi,i}$ 和 ${}^t P_{\pi,i}$ 来说, 当 \mathbf{w}_ϕ 作用于 ${}^s P_{\pi,i}$ 后, 其匹配误差的变化情况, 而对于两个匹配平面集合 ${}^s \Pi_m$ 和 ${}^t \Pi_m$ 有

$$\sum_{i=1}^{N_m} \Delta J_{R,i}^2 = \Delta \mathbf{w}_\phi^T \sum_{i=1}^{N_m} \frac{\partial J_{R,i}}{\partial \mathbf{w}_\phi} \frac{\partial J_{R,i}^T}{\partial \mathbf{w}_\phi} \Delta \mathbf{w}_\phi = \Delta \mathbf{w}_\phi^T \mathbf{C}_R \Delta \mathbf{w}_\phi \quad (4.12)$$

其中

$$\mathbf{C}_R = \sum_{i=1}^{N_m} \frac{\partial J_{R,i}}{\partial \mathbf{w}_\phi} \frac{\partial J_{R,i}^T}{\partial \mathbf{w}_\phi} = 4 \sum_{i=1}^{N_m} ({}^t \mathbf{n}_{\pi,i} \times {}^s \mathbf{n}_{\pi,i})({}^t \mathbf{n}_{\pi,i} \times {}^s \mathbf{n}_{\pi,i})^T \quad (4.13)$$

矩阵 \mathbf{C}_R 被称为散列矩阵(scatter matrix), 包含了集合 ${}^s \Pi_m$ 和 ${}^t \Pi_m$ 中所有平面的匹配误差随旋转变换的变化情况信息。

为了分析匹配平面集合中平面法向量的分布情况对 \mathbf{C}_R 的影响, 先令矩阵

$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^{N_m} {}^s \mathbf{n}_{\pi,i} {}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T$ [33], 并对其进行奇异值分解可得

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \mathbf{A} \mathbf{V}^T = \lambda_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^T + \lambda_2 \mathbf{u}_2 \mathbf{v}_2^T + \lambda_3 \mathbf{u}_3 \mathbf{v}_3^T \quad (4.14)$$

其中 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3]$, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3]$ 均为单位正交阵, $\mathbf{A} = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\}$, 且满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 。因为对于任意 $i \in \{1, 2, \dots, N_m\}$, ${}^s \mathbf{n}_{\pi,i}$ 和 ${}^t \mathbf{n}_{\pi,i}$ 存在匹配关系, 所以其分布情况是一致的, 即, 若存在 $\mathbf{u}_j, j \in \{1, 2, 3\}$, 使得对于任意 $i \in \{1, 2, \dots, N_m\}$ 都有 ${}^s \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{u}_j = 0$, 则一定有 ${}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{v}_j = 0$ 。

若 \mathbf{H} 为奇异(singular)矩阵, 且满足 $\lambda_1 > \lambda_2 = \lambda_3 = 0$, 则对于任意 $i \in \{1, 2, \dots, N_m\}$ 有 ${}^s \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{u}_2 = 0$ (${}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{v}_2 = 0$) 以及 ${}^s \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{u}_3 = 0$ (${}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{v}_3 = 0$), 所以在笛卡尔空间中平面的法

向量 $\{ {}^s \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m \}$ ($\{ {}^t \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m \}$) 共线, 即只分布在 $\mathbf{u}_1(\mathbf{v}_1)$ 方向。同样地, 对于任意 $i \in \{1,2,\dots,N_m\}$ 有 ${}^s \mathbf{n}_{\pi,i} \times \mathbf{u}_1 = 0$, 因此对于任意 $i \in \{1,2,\dots,N_m\}$, ${}^t \mathbf{n}_{\pi,i} \times {}^s \mathbf{n}_{\pi,i}$ 满足

$$\left({}^t \mathbf{n}_{\pi,i} \times {}^s \mathbf{n}_{\pi,i} \right)^T \mathbf{u}_1 = {}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \left({}^s \mathbf{n}_{\pi,i} \times \mathbf{u}_1 \right) = 0 \quad (4.15)$$

由此可知矩阵 \mathbf{C}_R 满足 $\text{rank}(\mathbf{C}_R) = 2$, 即当 \mathbf{H} 为奇异(singular)矩阵, 且满足 $\lambda_1 > \lambda_2 = \lambda_3 = 0$ 时, 匹配的平面集合只能为位姿变换的计算提供两个旋转自由度的约束。

而对于 \mathbf{H} 为奇异矩阵且满足 $\lambda_1 > \lambda_2 = \lambda_3 = 0$, 以及 \mathbf{H} 为非奇异矩阵两种情况, 矩阵 \mathbf{C}_R 均满足 $\text{rank}(\mathbf{C}_R) = 3$, 所以在这两种情况下, 匹配的平面集合可以为位姿变换的计算提供三个旋转自由度的约束。

下面考虑三个平移自由度, 在 $\mathbf{w}_t = 0$ 处对 $J_{t,i}$ 求偏导可得

$$\left. \frac{\partial J_{t,i}}{\partial \mathbf{w}_t} \right|_{\mathbf{w}_t=0} = 2 \left({}^s d_{\pi,i} - {}^t d_{\pi,i} \right) \cdot {}^t \mathbf{n}_{\pi,i} \quad (4.16)$$

同上文旋转自由度的分析类似, 其散列矩阵为

$$\mathbf{C}_t = \sum_{i=1}^{N_m} \frac{\partial J_{t,i}}{\partial \mathbf{w}_t} \frac{\partial J_{t,i}^T}{\partial \mathbf{w}_t} = 4 \sum_{i=1}^{N_m} \left({}^s d_{\pi,i} - {}^t d_{\pi,i} \right)^2 \cdot {}^t \mathbf{n}_{\pi,i} {}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \quad (4.17)$$

由此可知 $\text{rank}(\mathbf{C}_t) = \text{rank}(\mathbf{H})$, 所以匹配的平面集合为位姿变换的计算提供的平移自由度约束的个数即为 $\text{rank}(\mathbf{H})$ 的值。

综上所述, 匹配的平面集合为传感器位姿估计提供的约束可以分为以下三种情况:

(1) \mathbf{H} 为非奇异矩阵, 即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 > 0$, 则对于三个正交的方向 $\mathbf{u}_j(\mathbf{v}_j) j \in \{1, 2, 3\}$ 和任意 $i \in \{1, 2, \dots, N_m\}$, 都有 ${}^s \mathbf{n}_{\pi,i}^T \cdot \mathbf{u}_j \neq 0$ (${}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \cdot \mathbf{v}_j \neq 0$), 即笛卡尔空间中平面的法向量 $\{ {}^s \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m \}$ ($\{ {}^t \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m \}$) 不共面, 此时两帧具有匹配关系的平面集合 ${}^s \Pi_m$ 和 ${}^t \Pi_m$ 可以为三维空间位姿变换 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 的求解提供全部六个自由度的约束。

(2) \mathbf{H} 为奇异(singular)矩阵, 且满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 > \lambda_3 = 0$, 则对于任意 $i \in \{1, 2, \dots, N_m\}$ 有 ${}^s \mathbf{n}_{\pi,i}^T \cdot \mathbf{u}_3 = 0$ (${}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \cdot \mathbf{v}_3 = 0$), 即在笛卡尔空间中平面的法向量 $\{ {}^s \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m \}$ ($\{ {}^t \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m \}$) 共面但不共线, 且均垂直于 $\mathbf{u}_3(\mathbf{v}_3)$ 方向, 此

时两帧具有匹配关系的平面集合 ${}^s\Pi_m$ 和 ${}^t\Pi_m$ 可以为三维空间位姿变换 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 的求解提供五个自由度的约束，即三个旋转自由度和两个平移自由度。

(3) \mathbf{H} 为奇异 (singular) 矩阵，且满足 $\lambda_1 > \lambda_2 = \lambda_3 = 0$ ，则对于任意 $i \in \{1, 2, \dots, N_m\}$ 有 ${}^s\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{u}_2 = 0$ (${}^t\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{v}_2 = 0$) 以及 ${}^s\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{u}_3 = 0$ (${}^t\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{v}_3 = 0$)，所以在笛卡尔空间中平面的法向量 $\{{}^s\mathbf{n}_{\pi,i}, i=1, 2, \dots, N_m\}$ ($\{{}^t\mathbf{n}_{\pi,i}, i=1, 2, \dots, N_m\}$) 共线，即只分布在 \mathbf{u}_1 (\mathbf{v}_1) 方向，此时两帧具有匹配关系的平面集合 ${}^s\Pi_m$ 和 ${}^t\Pi_m$ 可以为三维空间位姿变换 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 的求解提供三个自由度的约束，即两个旋转自由度和一个平移自由度。

第三节 RGB-D 传感器位姿估计方法

在本节中针对第二节中分析的三种情况，给出具体的 RGB-D 传感器位姿估计方法。对于两帧具有匹配关系的平面集合 ${}^s\Pi_m$ 和 ${}^t\Pi_m$ ，存在 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 分别使式(4.3)和式(4.4)最小化

$$J_R(\mathbf{R}) = \sum_{i=1}^{N_m} \left\| {}^t\mathbf{n}_{\pi,i} - \mathbf{R} \cdot {}^s\mathbf{n}_{\pi,i} \right\|^2 \quad (4.18)$$

$$J_t(\mathbf{t}) = \sum_{i=1}^{N_m} \left({}^t d_{\pi,i} - ({}^s d_{\pi,i} + {}^t\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{t}) \right)^2 \quad (4.19)$$

4.3.1 匹配平面为位姿求解提供 6-DOF 约束

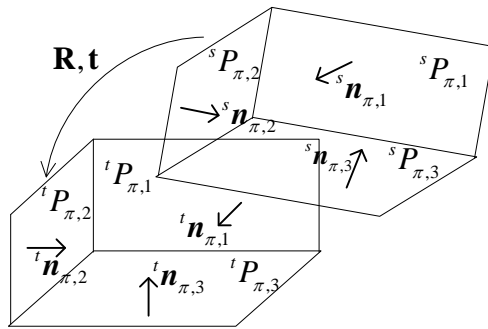


图 4.1 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 > 0$

当匹配平面为位姿求解提供 6-DOF 约束时，即 \mathbf{H} 为非奇异矩阵， $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 > 0$ ，则对于三个正交的方向 \mathbf{u}_j (\mathbf{v}_j), $j \in \{1, 2, 3\}$ 和任意 $i \in \{1, 2, \dots, N_m\}$ ，都有 ${}^s\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{u}_j \neq 0$ (${}^t\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{v}_j \neq 0$)，即笛卡尔空间中平面的法向量 $\{{}^s\mathbf{n}_{\pi,i}, i=1, 2, \dots, N_m\}$

($\{{}^t\mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m\}$)不共面, 如图 4.1 所示的三个两两之间相交的平面即属于这种情况。此时旋转矩阵 \mathbf{R} 为^[33]

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{V}^T \quad (4.20)$$

而平移向量 \mathbf{t} 可直接用最小二乘算法计算得到

$$\mathbf{t} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{d} \quad (4.21)$$

其中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} {}^t\mathbf{n}_{\pi,1}^T \\ {}^t\mathbf{n}_{\pi,2}^T \\ \vdots \\ {}^t\mathbf{n}_{\pi,N_m}^T \end{bmatrix} \quad \mathbf{d} = \begin{bmatrix} {}^t d_{\pi,1} - {}^s d_{\pi,1} \\ {}^t d_{\pi,2} - {}^s d_{\pi,2} \\ \vdots \\ {}^t m_{\pi,N_p} - {}^s m_{\pi,N_m} \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

4.3.2 匹配平面为位姿求解提供 5-DOF 约束

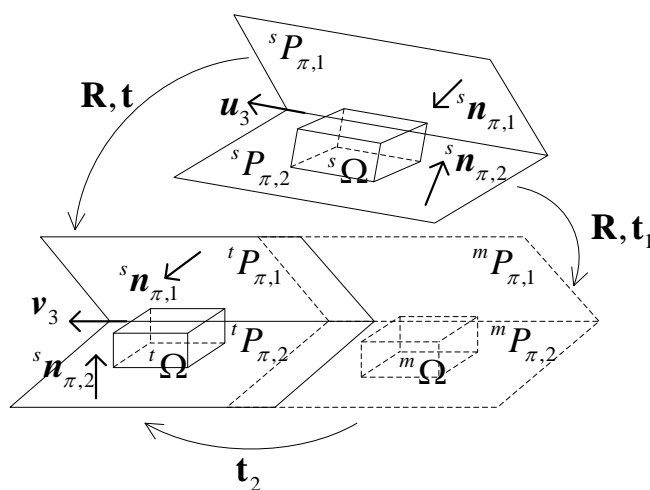


图 4.2 $\lambda_1 \geq \lambda_2 > \lambda_3 = 0$

当匹配平面为位姿求解提供 5-DOF 约束时, \mathbf{H} 为奇异(singular)矩阵, 且满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 > \lambda_3 = 0$, 则对于任意 $i \in \{1,2,\dots,N_m\}$ 有 ${}^s\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{u}_3 = 0$ (${}^t\mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{v}_3 = 0$), 即在笛卡尔空间中平面的法向量 $\{{}^s\mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m\}$ ($\{{}^t\mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m\}$) 共面但不共线, 且均垂直于 \mathbf{u}_3 (\mathbf{v}_3) 方向, 如图 4.2 所示的两个相交平面即属于这种情况。另外, 由于实际数据受噪声影响, λ_3 并不会完全满足 $\lambda_3 = 0$, 在本文实验中若 $\lambda_2 > 10\lambda_3$ 时即认为 $\lambda_3 = 0$, 下文第三节中也是同理。此时旋转矩阵 \mathbf{R} 有两个可能的解

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{V}^T \quad \text{or} \quad \mathbf{U}'\mathbf{V}'^T \quad (4.23)$$

其中 $\mathbf{U}' = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ -\mathbf{u}_3]$ 。此时若 \mathbf{R} 满足 $\det(\mathbf{R}) = 1$ 则为所求的旋转变换，若 $\det(\mathbf{R}) = -1$ 则为反射变换^[33]。

对于平移向量 \mathbf{t} 的求解，由于 $\det(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) = 0$ ，所以无法直接用式(4.21)进行计算。以图 4.2 所示情况为例，若给平面 ${}^s P_{\pi,1}$ 和 ${}^s P_{\pi,2}$ 施加 \mathbf{u}_3 方向的平移变换，其平面参数均不会发生变化，所以当 $\{{}^s \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m\}$ ($\{{}^t \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1,2,\dots,N_m\}$) 共面但不共线时，无法提供 \mathbf{u}_3 (\mathbf{v}_3) 方向平移自由度的约束。此时令所求平移变换在 \mathbf{v}_3 方向的投影量为零，在式(4.4)中加入约束 $\mathbf{v}_3^T \mathbf{t} = 0$ 得到

$$J_t'(\mathbf{t}) = \sum_{i=1}^{N_m} \left({}^t d_{\pi,i} - ({}^s d_{\pi,i} + {}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{t}) \right)^2 + (\mathbf{v}_3^T \mathbf{t})^2 \quad (4.24)$$

同样可以使用最小二乘算法使 $J_t'(\mathbf{t})$ 最小化计算平移向量 \mathbf{t}_1 为

$$\mathbf{t}_1 = (\mathbf{A}'^T \mathbf{A}')^{-1} \mathbf{A}'^T \mathbf{d}' \quad (4.25)$$

其中

$$\mathbf{A}' = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_3^T \\ {}^t \mathbf{n}_{\pi,1}^T \\ \vdots \\ {}^t \mathbf{n}_{\pi,N_m}^T \end{bmatrix} \quad \mathbf{d}' = \begin{bmatrix} 0 \\ {}^t d_{\pi,1} - {}^s d_{\pi,1} \\ \vdots \\ {}^t m_{\pi,N_p} - {}^s m_{\pi,N_m} \end{bmatrix} \quad (4.26)$$

通过上述方法计算得到平移向量 \mathbf{t}_1 使得两帧匹配平面集合 ${}^s \Pi_m$ 和 ${}^t \Pi_m$ 中的平面参数得到配准，但对于传感器位姿变换来说，还需要确定平移量 $\mathbf{t}_2 = \mu \mathbf{v}_3$ ，其中 $\mu \in \mathbb{R}$ ，如图 4.2 所示。

本文使用平面参数空间数据点来计算 \mathbf{t}_2 ，图 4.2 中所示两帧平面参数空间的数据点集合分别为

$${}^s \Omega = \left\{ {}^s \mathbf{p}_i = [{}^s \theta_i, {}^s \varphi_i, {}^s d_i]^T, i=1, \dots, {}^s N \right\} \quad (4.27)$$

和

$${}^t \Omega = \left\{ {}^t \mathbf{p}_i = [{}^t \theta_i, {}^t \varphi_i, {}^t d_i]^T, i=1, \dots, {}^t N \right\} \quad (4.28)$$

令 ${}^m \Omega = \left\{ {}^m \mathbf{p}_i = [{}^m \theta_i, {}^m \varphi_i, {}^m d_i]^T, i=1, \dots, {}^s N \right\}$ 表示集合 ${}^s \Omega$ 中的点经过旋转变换 \mathbf{R} 和平移变换 \mathbf{t}_1 后得到的数据点集合。任取 ${}^m \mathbf{p}_i \in {}^m \Omega$ ，使其经过平移变换 \mathbf{t}_2 得到 ${}^m \mathbf{p}'_i$ ，则有

$$\mathbf{n}_{m \mathbf{p}'_i} = \mathbf{n}_{m \mathbf{p}_i} \quad (4.29)$$

$$d_{m p'_i} = d_{m p_i} + \mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{t}_2 = d_{m p_i} + \mu \mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_3 \quad (4.30)$$

由式(4.29)和式(4.30)可知, 平移变换 \mathbf{t}_2 作用于 ${}^m \mathbf{p}_i$ 时不会改变 $\mathbf{n}_{m p_i}$, 只会引起 $d_{m p_i}$ 的变化, 其变化量为 $\mu \mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_3$ 。当 $\mathbf{n}_{m p_i}$ 满足 $\mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_3 = 0$ 时, 则该数据点 ${}^m \mathbf{p}_i$ 对平移变换 \mathbf{t}_2 的计算没有约束作用, 所以令

$${}^m \Omega_{sel} = \left\{ {}^m \mathbf{p}_i, i=1, 2, \dots, {}^m N_{sel} \mid {}^m \mathbf{p}_i \in {}^m \Omega, \mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_3 > \varepsilon_{sel} \right\} \quad (4.31)$$

其中阈值 ε_{sel} 的设置需要考虑扫描数据点的局部平面拟合受噪声影响的情况, 如果其设置的值过小, 则 ${}^m \Omega_{sel}$ 中可能包含很多对 \mathbf{t}_2 的计算约束作用很小的数据点, 如果其设置的值过大, ${}^m \Omega$ 中有可能不存在足够多满足条件的数据点, 导致 ${}^m \Omega_{sel}$ 中元素个数太少而无法继续下面的计算。在本文实验中 ε_{sel} 取 0.5, 即 $\mathbf{n}_{m p_i}$ 满足和 \mathbf{v}_3 的夹角小于 60° 。同理可得

$${}^t \Omega_{sel} = \left\{ {}^t \mathbf{p}_i, i=1, 2, \dots, {}^t N_{sel} \mid {}^t \mathbf{p}_i \in {}^t \Omega, \mathbf{n}_{t p_i}^T \mathbf{v}_3 > \varepsilon_{sel} \right\} \quad (4.32)$$

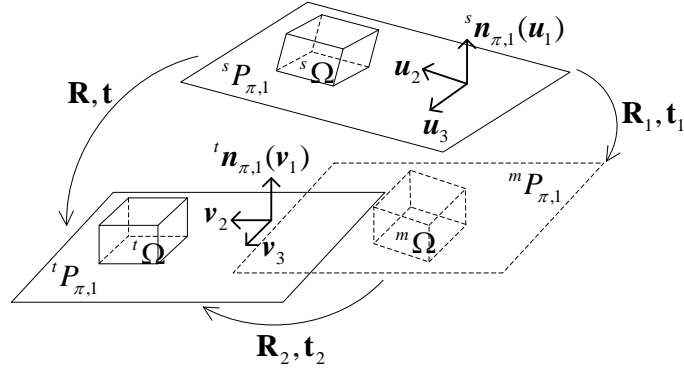
接下来对平面参数空间数据点集合 ${}^m \Omega_{sel}$ 和 ${}^t \Omega_{sel}$ 使用 NDT 算法^[34]来计算平移变换 \mathbf{t}_2 。由于在第 3 章中已经对每一帧扫描数据构建了统计信息网格, 其中包含了每个网格内的数据点进行正态分布拟合后的分布参数, 在这里直接取第 L 层即最低层的网格

$$\left\{ {}^t o_k^L = ({}^t \mathbf{m}_k^L, {}^t \mathbf{S}_k^L, {}^t \mathbf{m}_{c,k}^L, {}^t \mathbf{S}_{c,k}^L, {}^t c_k^L), k=1, 2, \dots, 8^{L-1} \right\} \quad (4.33)$$

对于 ${}^m \mathbf{p}_i \in {}^m \Omega_{sel}$, 使其经过平移变换 \mathbf{t}_2 得到 ${}^m \mathbf{p}'_i$, 其计算方法见式(4.29)和式(4.30)。假设 ${}^m \mathbf{p}'_i$ 所在网格为 ${}^t o_{k_i}^L$, 则根据 NDT 算法, 用牛顿迭代法求解 μ 使其最小化^[34]

$$f(\mu) = - \sum_{i=1}^{{}^t N_{sel}} \exp \frac{- \left({}^m \mathbf{p}'_i - {}^t \mathbf{m}_{k_i}^L \right)^T \left({}^t \mathbf{S}_{k_i}^L \right)^{-1} \left({}^m \mathbf{p}'_i - {}^t \mathbf{m}_{k_i}^L \right)}{2} \quad (4.34)$$

4.3.3 匹配平面为位姿求解提供 3-DOF 约束


 图 4.3 $\lambda_1 > \lambda_2 = \lambda_3 = 0$

当匹配平面为位姿求解提供 3-DOF 约束时，即 H 为奇异(singular)矩阵，且满足 $\lambda_1 > \lambda_2 = \lambda_3 = 0$ ，则对于任意 $i \in \{1, 2, \dots, N_m\}$ 有 ${}^s \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{u}_2 = 0$ (${}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{v}_2 = 0$) 以及 ${}^s \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{u}_3 = 0$ (${}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{v}_3 = 0$)，所以在笛卡尔空间中平面的法向量 $\{{}^s \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1, 2, \dots, N_m\}$ ($\{{}^t \mathbf{n}_{\pi,i}, i=1, 2, \dots, N_m\}$) 共线，即只分布在 $\mathbf{u}_1(\mathbf{v}_1)$ 方向，如图 4.3 所示只有一个匹配的平面即属于这种情况。由于此时匹配的平面集合 ${}^s \Pi_m$ 和 ${}^t \Pi_m$ 无法约束 $\mathbf{u}_1(\mathbf{v}_1)$ 方向的旋转变换，所以理论上存在无数个旋转矩阵使式(4.3)取得最小值^[33]，为了确定一个能使 ${}^s \Pi_m$ 和 ${}^t \Pi_m$ 得到配准的旋转矩阵，在式(4.3)中增加一项约束得到

$$J_R''(\mathbf{R}) = \sum_{i=1}^{N_m} \left\| {}^t \mathbf{n}_{\pi,i} - \mathbf{R} \cdot {}^s \mathbf{n}_{\pi,i} \right\|^2 + \|\mathbf{v}_2 - \mathbf{R} \mathbf{u}_2\|^2 \quad (4.35)$$

令 $\mathbf{H}'' = \sum_{i=1}^{N_m} {}^s \mathbf{n}_{\pi,i} {}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T + \mathbf{u}_2 \mathbf{v}_2^T = \mathbf{H} + \mathbf{u}_2 \mathbf{v}_2^T$ ，其 SVD 分解为 $\mathbf{H}'' = \mathbf{U}'' \mathbf{A}'' \mathbf{V}''^T$ ，此时存在

旋转矩阵 \mathbf{R}_1 使式(4.35)取得最小值，其计算方法与 4.3.2 节相同。

对于平移向量的求解方法与 4.3.2 节类似，在式(4.4)中加入约束条件可得

$$J_t''(\mathbf{t}) = \sum_{i=1}^{N_m} \left({}^t d_{\pi,i} - ({}^s d_{\pi,i} + {}^t \mathbf{n}_{\pi,i}^T \mathbf{t}) \right)^2 + (\mathbf{v}_2^T \mathbf{t})^2 + (\mathbf{v}_3^T \mathbf{t})^2 \quad (4.36)$$

使用最小二乘算法使 $J_t''(\mathbf{t})$ 可得平移向量 \mathbf{t}_1 为

$$\mathbf{t}_1 = (\mathbf{A}''^T \mathbf{A}'')^{-1} \mathbf{A}''^T \mathbf{d}'' \quad (4.37)$$

其中

$$\mathbf{A}'' = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_2^T \\ \mathbf{v}_3^T \\ {}^t \mathbf{n}_{\pi,1}^T \\ \vdots \\ {}^t \mathbf{n}_{\pi,N_m}^T \end{bmatrix} \quad \mathbf{d}'' = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ {}^t d_{\pi,1} - {}^s d_{\pi,1} \\ \vdots \\ {}^t m_{\pi,N_p} - {}^s m_{\pi,N_m} \end{bmatrix} \quad (4.38)$$

同样地，通过上述方法计算得到的旋转矩阵 \mathbf{R}_1 和平移向量 \mathbf{t}_1 使得两帧匹配平面集合 ${}^s \Pi_m$ 和 ${}^t \Pi_m$ 中的平面参数得到配准，但对于传感器位姿变换来说，还需要确定旋转矩阵 \mathbf{R}_2 和平移向量 \mathbf{t}_2 ，即 \mathbf{v}_1 方向上的旋转自由度和 \mathbf{v}_2 和 \mathbf{v}_3 方向上的平移自由度，如图 4.3 所示。令 $\mathbf{w} = [\phi, x, y]^T$ ， $\phi \in [0, 2\pi]$ 表示 \mathbf{v}_1 方向上的旋转角度， $x, y \in R$ 分别表示 \mathbf{t}_2 在 \mathbf{v}_2 和 \mathbf{v}_3 方向上的投影量，则 \mathbf{R}_2 和 \mathbf{t}_2 分别可以表示为^[43]

$$\mathbf{R}_2 = \begin{bmatrix} v_{1,x}^2 v\phi + c\phi & v_{1,x}v_{1,y}v\phi - v_{1,z}s\phi & v_{1,x}v_{1,z}v\phi + v_{1,y}s\phi \\ v_{1,x}v_{1,y}v\phi + v_{1,z}s\phi & v_{1,y}^2 v\phi + c\phi & v_{1,y}v_{1,z}v\phi - v_{1,x}s\phi \\ v_{1,x}v_{1,z}v\phi - v_{1,y}s\phi & v_{1,y}v_{1,z}v\phi + v_{1,x}s\phi & v_{1,z}^2 v\phi + c\phi \end{bmatrix} \quad (4.39)$$

$$\mathbf{t}_2 = x\mathbf{v}_2 + y\mathbf{v}_3 \quad (4.40)$$

其中 $s\phi = \sin\phi$ ， $c\phi = \cos\phi$ ， $v\phi = 1 - \cos\phi$ ， $\mathbf{v}_1 = [v_{1,x}, v_{1,y}, v_{1,z}]^T$ 。

与 4.3.2 节类似，仍然使用平面参数空间数据点集合 ${}^t \Omega$ 和 ${}^m \Omega$ 来计算 \mathbf{w} 。任取 ${}^m \mathbf{p}_i \in {}^m \Omega$ ，使其经过位姿变换 \mathbf{w} 后得到 ${}^m \mathbf{p}'_i$ ，则有

$$\mathbf{n}_{m \mathbf{p}'_i} = \mathbf{R}_2 \mathbf{n}_{m \mathbf{p}_i} \quad (4.41)$$

$$d_{m \mathbf{p}'_i} = d_{m \mathbf{p}_i} + (\mathbf{R}_2 \mathbf{n}_{m \mathbf{p}_i})^T \mathbf{t}_2 \quad (4.42)$$

当 \mathbf{w} 变化很小时，旋转矩阵 \mathbf{R}_2 可以近似为^[42]

$$\mathbf{R}_2 = \begin{bmatrix} 1 & -v_{1,z}\phi & v_{1,y}\phi \\ v_{1,z}\phi & 1 & -v_{1,x}\phi \\ -v_{1,y}\phi & v_{1,x}\phi & 1 \end{bmatrix} \quad (4.43)$$

为了表示 \mathbf{w} 的变化对 ${}^m \mathbf{p}_i$ 的影响，计算 $[\mathbf{n}_{m \mathbf{p}'_i}^T, d_{m \mathbf{p}'_i}]^T$ 对 \mathbf{w} 的 Jacobian 矩阵为

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{n}_{m \mathbf{p}'_i}}{\partial \mathbf{w}} \\ \frac{\partial d_{m \mathbf{p}'_i}}{\partial \mathbf{w}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_z v_{1,y} - n_y v_{1,z} & 0 & 0 \\ n_x v_{1,z} - n_z v_{1,x} & 0 & 0 \\ n_y v_{1,x} - n_x v_{1,y} & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{n}_{m \mathbf{p}_i}^T \mathbf{v}_2 & \mathbf{n}_{m \mathbf{p}_i}^T \mathbf{v}_3 \end{bmatrix} \quad (4.44)$$

其中 $\mathbf{n}_{m p_i} = [n_x, n_y, n_z]^T$ ，则对于微量位姿变换 $\Delta \mathbf{w}$ 有

$$\begin{bmatrix} \mathbf{n}_{m p_i}' - \mathbf{n}_{m p_i} \\ d_{m p_i}' - d_{m p_i} \end{bmatrix} = \mathbf{J} \cdot \Delta \mathbf{w} \quad (4.45)$$

令

$$D(\mathbf{n}_{m p_i}) = \begin{bmatrix} \mathbf{n}_{m p_i}' - \mathbf{n}_{m p_i} \\ d_{m p_i}' - d_{m p_i} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{n}_{m p_i}' - \mathbf{n}_{m p_i} \\ d_{m p_i}' - d_{m p_i} \end{bmatrix} = \Delta \mathbf{w}^T (\mathbf{J}^T \mathbf{J}) \Delta \mathbf{w} \quad (4.46)$$

则 $D(\mathbf{n}_{m p_i})$ 表征了对平面参数空间数据点 ${}^m p_i$ 施加位姿变换 $\Delta \mathbf{w}$ 后，其对应笛卡尔空间局部平面的平面参数的变化程度。再令 $\Psi = \mathbf{J}^T \mathbf{J}$ ，并对其进行特征值分解 $\Psi = \mathbf{Q} \Lambda \mathbf{Q}^T$ ，其中 $\mathbf{Q} = [\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \mathbf{q}_3]^T$ ， $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_{\psi,1}, \lambda_{\psi,2}, \lambda_{\psi,3}\}$ ，其中各特征值与其对应的特征向量分别为

$$\lambda_{\psi,1} = \|\mathbf{v}_1 \times \mathbf{n}_{m p_i}\|^2 \quad \mathbf{q}_1 = [1, 0, 0]^T \quad (4.47)$$

$$\lambda_{\psi,2} = (\mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_2)^2 + (\mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_3)^2 \quad \mathbf{q}_2 = \frac{1}{\rho} [0, \mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_2, \mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_3]^T \quad (4.48)$$

$$\lambda_{\psi,3} = 0 \quad \mathbf{q}_3 = \frac{1}{\rho} [0, \mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_3, -\mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_2]^T \quad (4.49)$$

其中 ρ 表示归一化因子。由式(4.47)~式(4.49)可以看出， \mathbf{w} 中 ϕ 表示的旋转变换和 $[x, y]^T$ 表示的平移变换对 $D(\mathbf{n}_{m p_i})$ 的影响是相互独立的， \mathbf{w} 沿 \mathbf{q}_1 方向的变化表示 \mathbf{v}_1 方向上的旋转变换，而 \mathbf{w} 沿 \mathbf{q}_2 和 \mathbf{q}_3 方向的变化表示 \mathbf{v}_2 和 \mathbf{v}_3 所在平面上的平移变换，如图 4.4 所示，而 $\lambda_{\psi,1}$ 、 $\lambda_{\psi,2}$ 、 $\lambda_{\psi,3}$ 分别表示 \mathbf{w} 沿 \mathbf{q}_1 、 \mathbf{q}_2 、 \mathbf{q}_3 方向变化时 $D(\mathbf{n}_{m p_i})$ 的变化率。其中由式(4.49)可知，对于任意 ${}^m p_i \in {}^m \Omega$ ， \mathbf{w} 沿 \mathbf{q}_3 方向发生变化时，均不会改变 $D(\mathbf{n}_{m p_i})$ ，即 \mathbf{q}_3 方向上的平移变换无法引起 ${}^m p_i$ 的平面参数变化，从图 4.4 中也可以看出。而由式(4.47)和式(4.48)可知，当 ${}^m p_i$ 满足 $\mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_2 = 0$ 且 $\mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_3 = 0$ 时，同时有 $\lambda_{\psi,1} = 0$ 和 $\lambda_{\psi,2} = 0$ ，所以应从 ${}^m \Omega$ 中去除满足 $\mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_2 = 0$ 且 $\mathbf{n}_{m p_i}^T \mathbf{v}_3 = 0$ 条件的 ${}^m p_i$ ，得到集合

$${}^m\Omega_{sel} = \left\{ {}^m\mathbf{p}_i, i=1, 2, \dots, {}^mN_{sel} \mid {}^m\mathbf{p}_i \in {}^m\Omega, \mathbf{n}_{m_{p_i}}^T \mathbf{v}_2 > \varepsilon_{sel}, \mathbf{n}_{m_{p_i}}^T \mathbf{v}_3 > \varepsilon_{sel} \right\} \quad (4.50)$$

同理可得

$${}^t\Omega_{sel} = \left\{ {}^t\mathbf{p}_i, i=1, 2, \dots, {}^tN_{sel} \mid {}^t\mathbf{p}_i \in {}^t\Omega, \mathbf{n}_{t_{p_i}}^T \mathbf{v}_2 > \varepsilon_{sel}, \mathbf{n}_{t_{p_i}}^T \mathbf{v}_3 > \varepsilon_{sel} \right\} \quad (4.51)$$

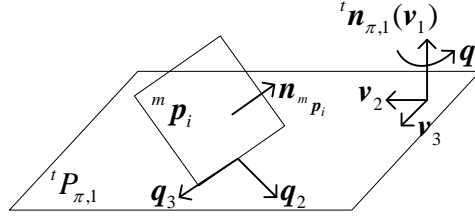


图 4.4 q_1, q_2, q_3 方向示意图

接下来对平面参数空间数据点集合 ${}^m\Omega_{sel}$ 和 ${}^t\Omega_{sel}$ 使用 NDT 算法[34]来计算变换 \mathbf{w} 。与 4.3.2 节中的处理方法相同，取第 L 层网格如式(4.33)所示，任取 ${}^m\mathbf{p}_i \in {}^m\Omega_{sel}$ ，使其经过变换 \mathbf{w} 得到 ${}^m\mathbf{p}'_i$ ，其计算方法见式(4.41)和式(4.42)。假设 ${}^m\mathbf{p}'_i$ 所在网格为 ${}^t o_{k_i}^L$ ，则根据 NDT 算法，用牛顿迭代法求解 \mathbf{w} 使其最小化^[34]

$$f(\mathbf{w}) = - \sum_{i=1}^{N_{sel}} \exp \frac{-\left({}^m\mathbf{p}'_i - {}^t\mathbf{m}_{k_i}^L\right)^T \left({}^t\mathbf{S}_{k_i}^L\right)^{-1} \left({}^m\mathbf{p}'_i - {}^t\mathbf{m}_{k_i}^L\right)}{2} \quad (4.52)$$

第四节 本章小结

在本章中，针对匹配平面对三维空间 6-DOF 位姿变换求解的约束问题进行了分析，并将其分为三种情况，即匹配平面为三维空间位姿变换求解提供 6-DOF 的约束，匹配平面为三维空间位姿变换求解提供 5-DOF(三个旋转自由度和两个平移自由度)的约束，以及匹配平面为三维空间位姿变换求解提供 3-DOF(两个旋转自由度和一个平移自由度)的约束，并针对每一种情况，给出 RGB-D 传感器位姿估计的具体方法。对于后两种约束不足的情况，利用通过第三章中提出的平面参数空间转换方法得到的平面参数空间的扫描数据，来提供匹配的平面无法提供的约束，从而完成 RGB-D 传感器扫描数据的相对位姿变换的计算。

第五章 实验结果

第一节 实验配置

在本章中，对本文提出的基于平面特征的扫描匹配方法进行实验验证，实验所用 RGB-D 传感器为 Microsoft Kinect 传感器，处理器为 Intel Pentium，CPU 主频 2.90GHz。为了充分验证本文提出的基于平面特征的扫描匹配方法的性能，本章中分别进行了室内环境实时建图实验与数据集对比实验。

本章第二节中，在南开大学智能系统与金融工程实验室实际环境进行实时三维环境建图实验，并对每帧处理时间作了统计。而在本章第三节中，用 Freiburg RGB-D 标准数据集，在不进行任何闭环和地图优化操作的前提下，用绝对轨迹误差(Absolute Trajectory Error, ATE)和相对位姿误差(Relative Pose Error, RPE)对建图结果进行定量评价，并与文献[19]提出的基于平面特征和点特征结合的扫描匹配方法(Plane-point)以及文献[25]提出的基于点特征和 ICP 算法的扫描匹配方法(RGBD-ICP matching)进行对比，充分验证本文算法的准确性和鲁棒性。

第二节 手持 RGB-D 传感器室内环境实时建图实验

在室内环境实时建图实验中，所选实验环境为南开大学智能信息处理实验室，在实验过程中，由人手持 Kinect 传感器环绕实验环境一周进行扫描。为了验证本文方法的有效性，我们人为地去除了环境中的椅子等物，所以在扫描过程中多次出现提取出的平面特征对位姿变换估计约束不足的情况。图 5.1 为室内环境实时建图结果，以点云地图的形式进行显示。

图 5.2 中统计了建图过程中每一帧的处理时间，其中对于每一帧，若平面特征对位姿估计有 6-DOF 约束，则以红色星号标出；若平面特征对位姿估计有 5-DOF 约束，则以绿色星号标出；若平面特征对位姿估计有 3-DOF 约束，则以蓝色星号标出。从图中可以看出，多数情况下，平面特征对位姿估计有 6-DOF 约束时，处理时间最短，而 3-DOF 约束时的处理时间最长。由第四章内容可知，当平面特征可以为位姿估计提供全部 6-DOF 约束时，可以直接求解旋转矩阵 \mathbf{R}

和平移向量 t 的解析解，不须进行迭代求解，所以在这种情况下，占据处理时间的主要是统计信息网格的构建过程以及平面提取和匹配过程。而在平面特征只能为位姿估计提供 5-DOF 约束的情况下，在用匹配的平面求解出 5-DOF 位姿变换，即 3-DOF 旋转变换和 2-DOF 平移变换后，还须用到平面参数空间中其他扫描数据来提供剩下的 1-DOF 平移变换，而这个过程需要用到 NDT 算法来进行计算，其中包含使用牛顿迭代法对一维变量进行求解的过程，所以相比 6-DOF 约束的情况，这种情况下处理时间会相对增加。同样的，在平面特征只能为位姿估计提供 3-DOF 约束的情况下，也需要对扫描数据使用 NDT 算法，其中包含用牛顿迭代法对三维变量的求解过程，所以其处理时间相比于前两种情况通常又会有所增加。表 5.1 统计了整个过程中三种情况，即平面特征对位姿估计有 6-DOF、5-DOF 以及 3-DOF 约束各自出现的帧数和平均处理时间。

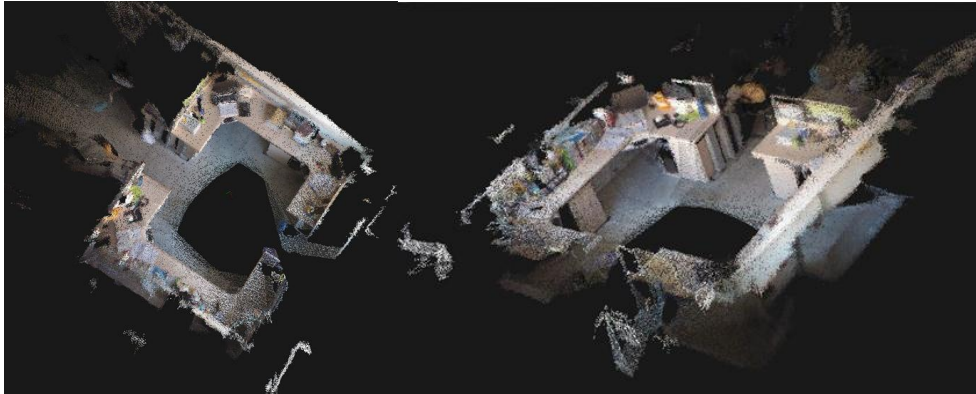


图 5.1 室内环境实时建图结果点云地图

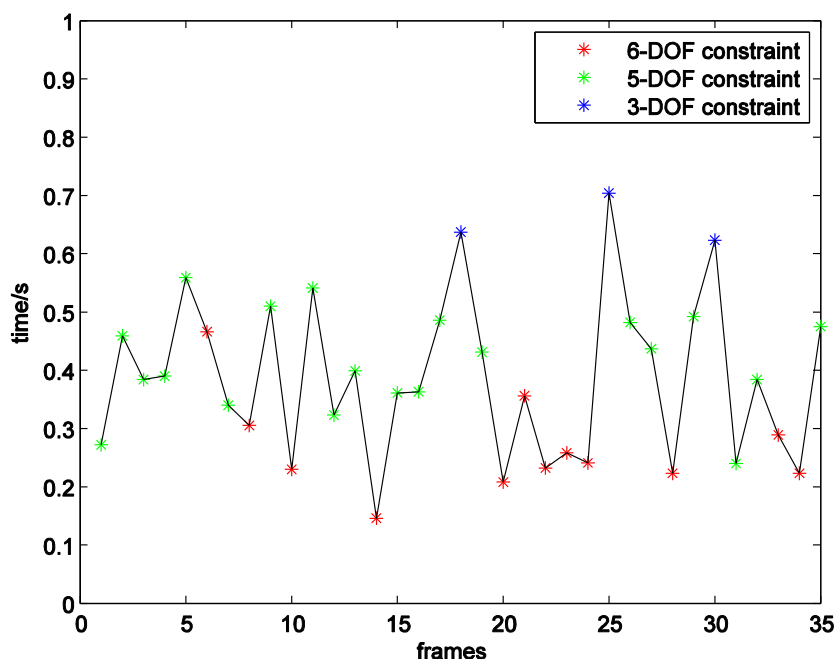


图 5.2 实时建图实验处理时间统计

表 5.1 三种情况帧数和处理时间统计

	6-DOF	5-DOF	3-DOF	总计
帧数	12	20	3	35
平均处理时间 s/frame	0.265	0.416	0.655	0.385

第三节 Freiburg RGB-D 标准数据集对比实验

本文使用 Freiburg RGB-D 标准数据集^[44]对本文方法进行实验验证。Freiburg RGB-D 标准数据集是专门用于 RGB-D SLAM 系统测试的基准数据集，在这个数据集中包含 39 个由 Kinect 传感器采集的图像序列(image sequences)以及与其采集过程中时间同步 Kinect 传感器位姿真值(ground truth camera poses)。图像序列中包含以 30Hz 的帧率采集的彩色图像和深度图像，其图像分辨率均为 640*480。数据集的图像序列采集环境主要分为办公室环境和工业大厅(industrial hall)环境，包含多种场景以及 Kinect 传感器运动模式。在本章的实验中，我们选择在五个场景中采集的五个图像序列对本文方法以及对比方法性能

进行测试，其详细信息见表 5.2。Freiburg RGB-D 标准数据集中的图像序列均是以 30Hz 的帧率来采集的，但是在实际实验中并不能达到 30Hz 的处理速度，所以在实验中，根据本章第二节处理时间统计结果，我们在每采样一帧图像后间隔 0.385s 再采样下一帧图像，表 5.2 中的采样帧数即表示以 0.385s 的时间间隔对图像序列进行采样得到的总帧数。

表 5.2 五个图像序列采集相关信息

	Fr1/xyz	Fr2/desk	Fr1/room	Fr3/cabinet	Fr2/pioneer360
采集方式	手持	手持	手持	手持	机器人平台
持续时间 s	30.0	99.4	48.9	38.5	72.7
采样帧数	75	245	114	100	97
轨迹长度 m	7.11	18.8	15.9	8.11	16.1
平均速度 m/s	0.244	0.193	0.334	0.216	0.225
平均角速度 deg/s	8.92	6.33	29.8	10.2	12.0
传感器轨迹	0.46m	3.90m	2.54m	2.72m	4.24m
运动范围	x 0.70m x 0.44m	x 4.13m x 0.57m	x 2.21m x 0.51m	x 2.50m x 0.44m	x 4.38m x 0.06m

表 5.3 Freiburg RGB-D 标准数据集定量实验结果

		Our method	Plane-point	RGB-D ICP
Fr1/xyz	ATE RMSE	0.0381m	0.0513m	0.0539m
	RPE RMSE	0.0224m, 0.771°	0.0259m, 0.956°	0.0233m, 1.11°
Fr2/desk	ATE RMSE	0.0987m	0.127m	0.305m
	RPE RMSE	0.0484m, 1.57°	0.0507m, 1.70°	0.0515m, 1.81°
Fr1/room	ATE RMSE	0.284m	0.341m	1.53m
	RPE RMSE	0.0418m, 1.81°	0.0668m, 2.44°	0.365m, 21.4°
Fr3/cabinet	ATE RMSE	0.0709m	0.760m	1.33m
	RPE RMSE	0.0113m, 1.02°	0.134m, 12.1°	0.599m, 19.6°
Fr2/pioneer360	ATE RMSE	0.0381m	Failed	Failed
	RPE RMSE	0.0224m, 0.771°		

在实验中，本文提取的基于平面特征的扫描匹配方法将与两种方法进行对比，分别为 Plane-point 扫描匹配方法^[19]和 RGBD-ICP 扫描匹配方法^[25]。其中 Plane-point 扫描匹配方法是针对 Kinect 传感器提出的结合平面特征和点特征，并用 RANSAC 算法完成传感器位姿估计的方法，其中点特征是通过在图像中抽取 SURF 特征，再结合深度信息得到三维点特征来获得的。而 RGBD-ICP 扫描匹配方法是针对 RGB-D 传感器提出的方法，对点特征使用 RANSAC 算法得

到传感器位姿估计，并将其作为 ICP 算法的初值，保证 ICP 算法收敛到全局最优解。实验中分别用 ATE 和 RPE 作为评价指标对三种方法的准确性进行评价。表 5.3 给出了三种方法在 Freiburg RGB-D 标准数据集中五个不同场景采集的图像序列上的实验结果。

在图像序列 Fr1/xyz 的采集过程中，手持 Kinect 传感器指向办公室环境中的指定桌子方向，其运动模式只包含沿 XYZ 三个坐标轴的简单平移运动，而传感器姿态方向基本不变，因此其扫描范围也较小。三种扫描匹配方法对 Fr1/xyz 图像序列的建图结果如图 5.3 所示，其中图 5.3(a)~(c)分别表示通过三种扫描匹配方法创建的三维环境地图的点云地图，图 5.3(d)~(f)分别表示三种方法的 ATE 投影到 X-Y 平面上的可视化结果，图 5.3(g)~(i)分别表示三种方法的 RPE 中的位置误差曲线，图 5.3(j)~(l)分别表示三种方法的 RPE 中的姿态误差曲线。从图 5.3 中可以看出，在这个图像序列上，三种方法都能获得较好的地图创建结果，而本文方法的 ATE 与 RPE 都低于其他两种方法，且从图 5.3(d)~(f)可以看出，本文的扫描匹配方法对 Kinect 传感器轨迹的还原也要明显优于其他两种方法。

在图像序列 Fr2/desk 中，桌子、显示器、键盘、椅子等物构成一种典型办公室场景，而手持 Kinect 传感器绕着该场景从不同方向进行扫描。三种扫描匹配方法对 Fr1/xyz 图像序列的建图结果如图 5.4 所示，其中各个子图的含义与图 5.3 类似。从表 5.2 中可知，在这个图像序列中虽然 Kinect 传感器轨迹覆盖区域较大，但采集过程中移动速度较慢，从图 5.4 可以看到，三种方法也都较好地完成了地图创建，且本文方法的 ATE 与 RPE，以及对 Kinect 传感器轨迹的还原仍是明显优于其他两种方法

在图像序列 Fr1/room 的采集过程中，手持 Kinect 传感器的扫描范围几乎遍及整个办公室环境，包括屋子中的桌子、墙、天花板和地面等，且从表 5.2 中可知，Kinect 传感器的移动速度也相对较快。三种扫描匹配方法对 Fr1/room 图像序列的建图结果如图 5.5 所示，其中各个子图的含义与图 5.3 类似。在这个图像序列的实验中，RGBD-ICP 方法的建图结果不论是 ATE 还是 RPE 均比较大，而图 5.5(c)中用其扫描匹配结果创建的三维点云地图直观上已无法还原环境原貌。本文方法和 Plane-point 方法均较好地完成了三维地图创建，但从图 5.5 中可以看出不论是 ATE 与 RPE，还是对 Kinect 传感器轨迹的还原，本文方法的准确性都要明显优于 Plane-point 方法。

在图像序列 Fr3/cabinet 的采集过程中,手持 Kinect 环绕桌面上的长方体进行扫描,桌面及长方体均为纯色,场景较单一。三种扫描匹配方法对 Fr1/room 图像序列的建图结果如图 5.6 所示,其中各个子图的含义与图 5.3 类似。从图 5.6(a)中可以看出 RGBD-ICP 方法创建的三维点云地图同样无法还原环境原貌,从图 5.6(e)中可以看出 Plane-point 方法的 Kinect 传感器轨迹还原结果也很不理想,而本文方法在这个图像序列的实验中仍旧取得了很好的结果。

而对于图像序列 Fr2/pioneer360 的采集,则是将 Kinect 固定于 Pioneer 机器人上,由操作杆控制机器人进行运动,其采集环境为工业大厅(industrial hall),与前四个场景所在的办公室环境相比面积较大,其扫描范围也较大。从表 3 中可以看出,在该场景下只有本文方法成功完成了地图创建,其点云地图和绝对路径误差可视化结果如图 5.7 所示。而对于另外两种方法,由于该场景中多处出现扫描数据超出 Kinect 深度检测范围的情况,如图 5.8 所示,其中图 5.8(a)为连续两帧彩色图像平面提取的 SURF 特征,图 5.8(b)表示将 SURF 特征所在点投影到三维空间点云后的分布情况,从图中可以看到,彩色图像中提取到的特征点有很多都在 Kinect 深度数据检测范围之外,其对应像素点的深度值均属于无效数据,所以无法在三维空间点云中得到相应的特征点信息,进而无法利用特征点完成帧间位姿的估计。而 Plane-point 方法和 RGBD-ICP 方法均依赖于图像特征点的提取,所以在这个图像序列的实验中均无法成功创建环境地图。

综上所述,本文方法在多种实验场景及 RGB-D 传感器扫描数据采集方法下,无论是 ATE 还是 RPE 均小于 Plane-point 方法和 RGBD-ICP 方法,得到优于另外两种方法的建图结果,甚至在另外两种方法都失效的实验环境下,也能够成功完成建图工作并维持较高的精度,充分证明了本文方法的准确性和鲁棒性。

第五章 实验结果

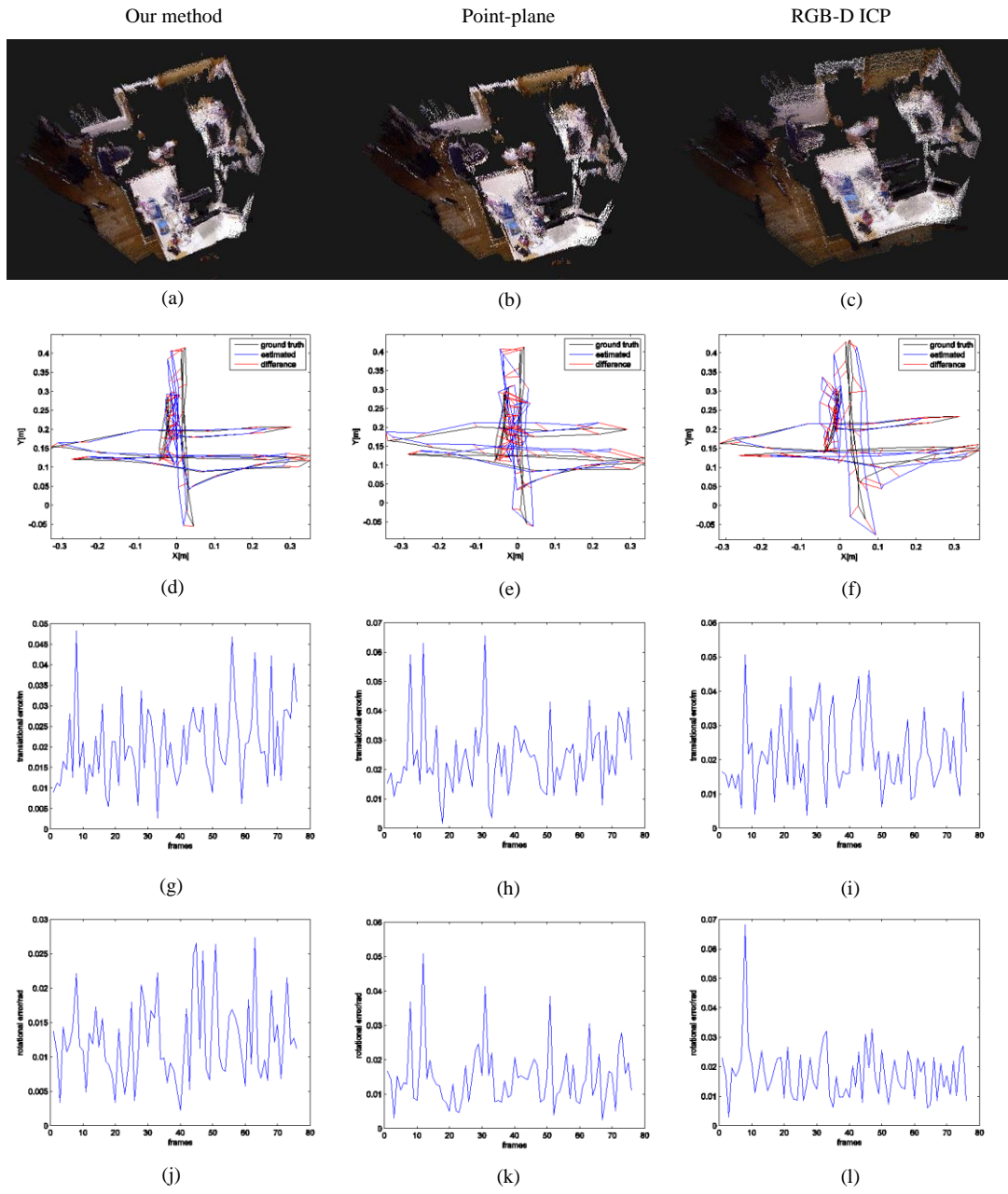


图 5.3 Fr1/xyz 实验结果

第五章 实验结果

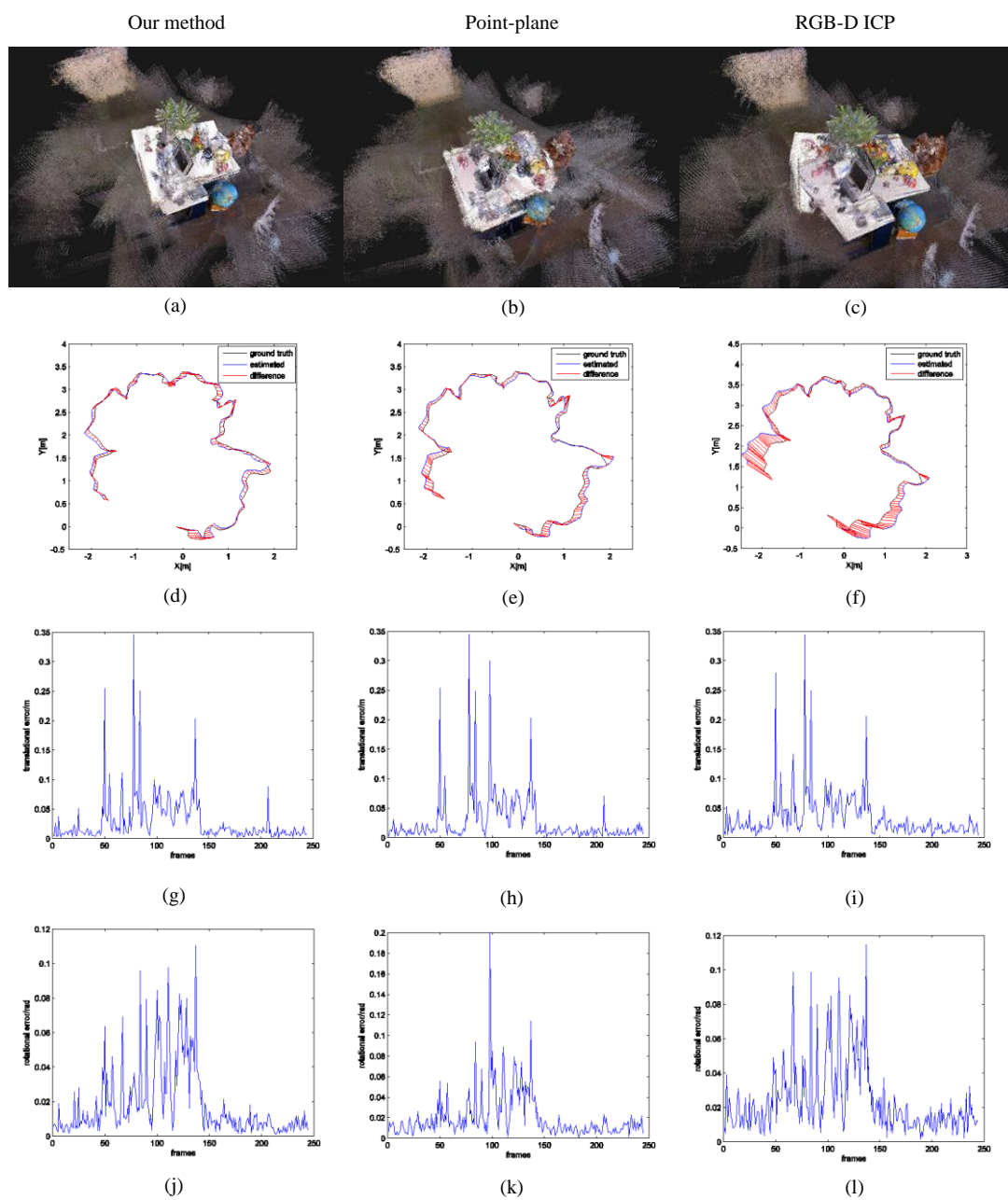


图 5.4 Fr2/desk 实验结果

第五章 实验结果

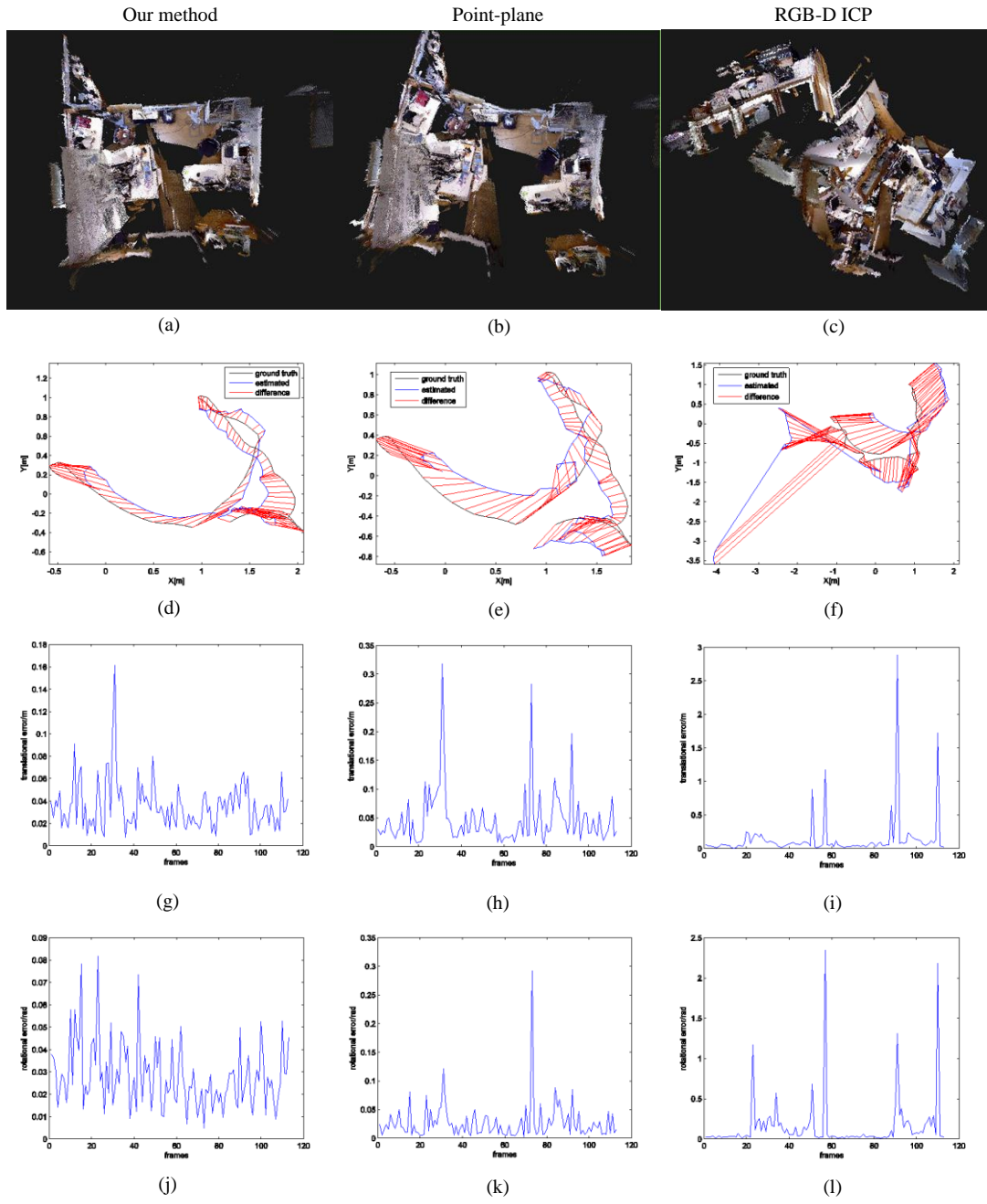


图 5.5 Fr1/room 实验结果

第五章 实验结果

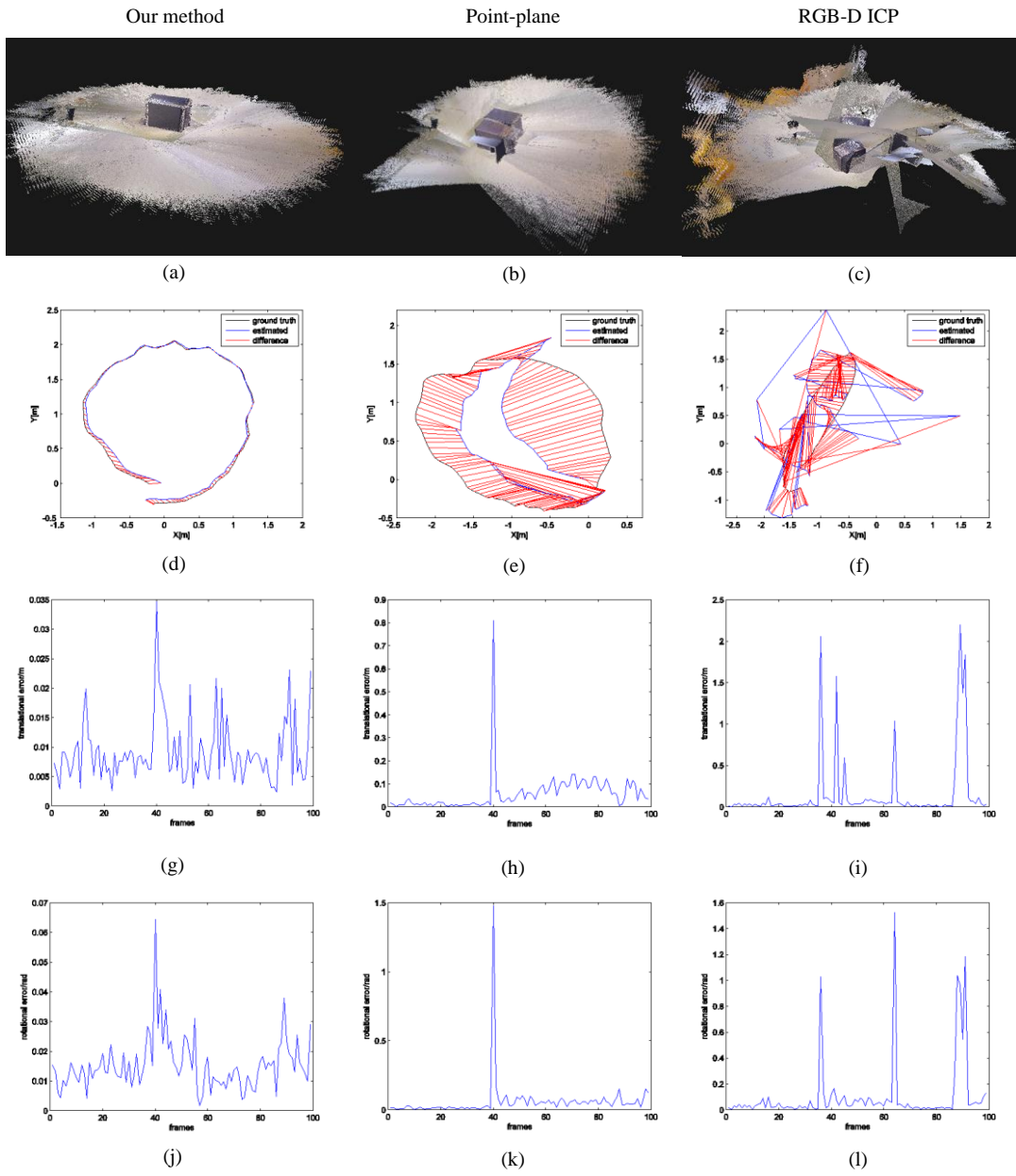


图 5.6 Fr3/cabinet 实验结果

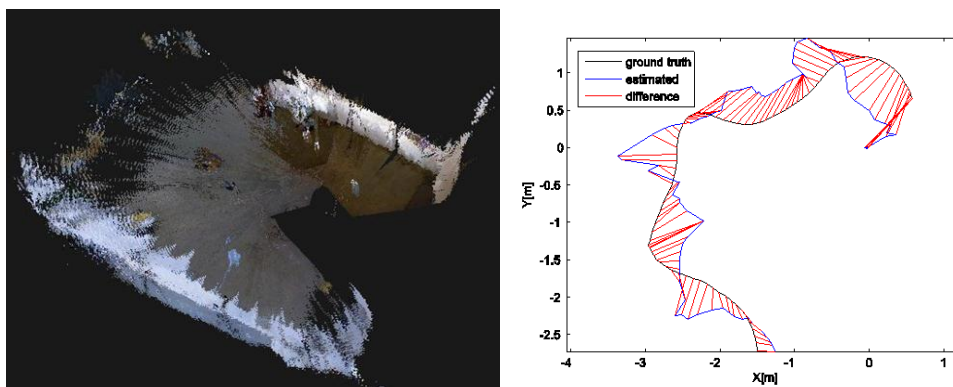
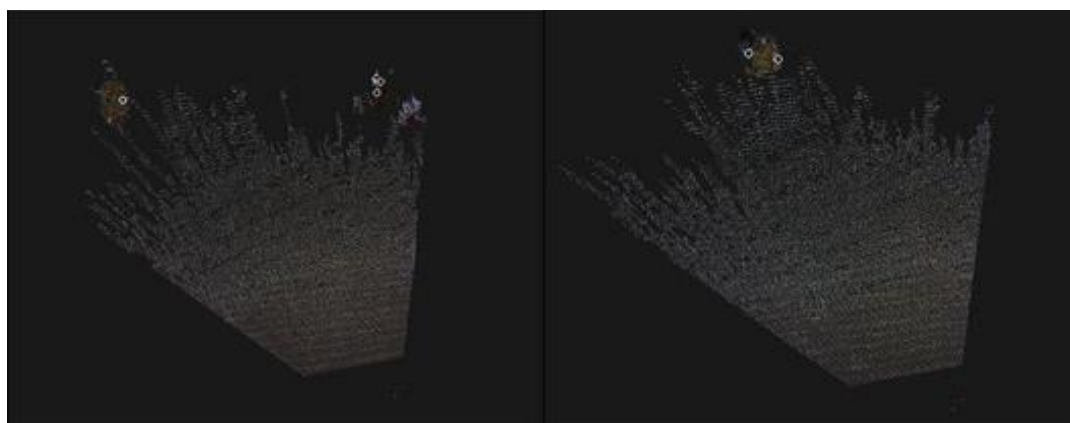


图 5.7 Fr2/pioneer360 点云地图和绝对路径误差可视化结果



(a)



(b)

图 5.8 图像平面特征点&投影到三维空间的特征点

第四节 本章小结

在本章中，分别进行了室内环境实时建图实验与数据集对比实验。在室内环境实时建图实验中，对第四章中所说的三种情况在建图过程中出现的频次做了统计，并对每种情况下的平均处理时间做了统计，给出了用本文方法创建的室内环境三维点云地图的显示结果。实验结果表明本文提出的方法可以成功处理提取出的具有匹配关系的平面对三维位姿变换约束不足的情况，同时保证较好的实时性。

在数据集对比实验中，选用 Freiburg RGB-D 标准数据集，在不进行任何闭环检测和地图优化的前提下，对只通过扫描匹配方法增量式创建的地图的准确性进行评价，评价指标分别为 ATE 和 RPE，并与 Plane-point 扫描匹配方法和 RGBD-ICP 扫描匹配方法的建图结果进行对比。实验结果表明，在三种方法均能成功建立环境地图的实验场景中，本文方法相比对比方法有着更好的准确性，甚至在对比实验无法成功创建环境地图的场景中，本文方法仍旧能够成功建立环境地图并且保持较好的准确性。

第六章 总结与展望

第一节 工作总结

室内环境三维建图对于机器人在室内环境的各种作业任务都有重要意义，而 RGB-D 传感器出现以来，很快就因其体积小，重量轻以及信息量丰富等特点，在室内环境三维建图中得到了广泛的应用。本文针对基于手持 RGB-D 传感器如 Kinect 传感器的室内三维环境建图问题，提出一种基于平面参数空间变换的平面提取与匹配，以及基于平面特征的 RGB-D 传感器位姿估计的方法。

在进行平面提取时，先将笛卡尔空间中的扫描点通过局部平面拟合得到的局部平面投影到平面参数空间中，再在平面参数空间中构建统计信息网格，通过对统计信息网格进行自顶向下的搜索，找到满足网格内数据点数量足够多，且分布足够集中的网格单元，并用该网格的参数作为提取出的平面特征。而在平面匹配的过程中，先通过以每一帧提取出的平面为节点，以平面之间的几何关系为边，构建出平面关联关系图，再根据平面的颜色信息以及平面之间的几何信息来定义两个平面关联关系图的节点之间的相似度，并通过该相似度确定平面的匹配关系。

在两帧具有匹配关系的平面特征无法提供三维位姿变换求解所需的全部六个自由度约束时，与文献[19]中提出的平面加特征点的扫描匹配方法相比，本文方法在扫描匹配的过程中不依赖特征点等其他特征，只用到平面特征，以及平面参数空间中的扫描数据点，即笛卡尔空间中平面特征之外的扫描点通过局部平面拟合得到的局部平面来提供匹配平面特征无法提供的其他自由度的约束。实验结果表明，面向多种不同的实验场景以及传感器数据采集方法，本文提出的方法在准确性和鲁棒性上都要明显优于 Plane-point 扫描匹配方法以及 RGBD-ICP 扫描匹配方法。

第二节 未来展望

本文提出基于平面特征的扫描匹配方法，在实验中偏重于测试其在手持 RGB-D 传感器室内三维环境建图中的应用，且只用扫描匹配方法完成了增量式

三维地图的创建。在未来的工作中，可以扩展本文方法在移动机器人 SLAM 领域的应用。由于本文提出的扫描匹配方法是基于平面特征来进行的，所以可以考虑将其纳入 EKF-SLAM 或 FastSLAM 框架，完成一致性地图创建，也可以将其用于 Graph-SLAM 来完成一致性地图创建。同时，平面特征也可以应用于闭环检测(loop closure detection)，由于在扫描数据中提出的平面特征与点特征相比，一般其数量较少，在进行闭环检测时，若直接采用遍历历史帧中所有平面特征的方法，则其对实时性的影响也要小于使用点特征时的影响。

参考文献

- [1] Nuchter A, Lingemann K, Hertzberg J, et al. 6-D SLAM-3D mapping outdoor environments[J]. *Journal of Field Robotics*, 2007, 24(8): 699–722.
- [2] Kim J, Chung W. Localization of a mobile robot using a laser range finder in a glass-walled environment[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, to appear.
- [3] Zhang X, Xian B, Zhao B, et al. Autonomous flight control of a nano quadrotor helicopter in a GPS-denied environment using on-board vision[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(10): 6392–6403.
- [4] Xu D, Liwei H, Min T, et al. Ceiling-based visual positioning for an indoor mobile robot with monocular vision[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, 56(5): 1617–1628.
- [5] Luo R C, Lai C C. Enriched indoor map construction based on multisensor fusion approach for intelligent service robot[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, 59(8): 3135-3145.
- [6] Wang K, Liu Y, Li L. A simple and parallel algorithm for realtime robot localization by fusing monocular vision and odometry/AHRS sensors[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2014, 19(4): 1447–1457.
- [7] Han S B, Kim J H, Myung H. Landmark-based particle localization algorithm for mobile robots with a fish-eye vision system[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2013, 18(6): 1745–1756.
- [8] Chen H, Sun D, Yang J, et al. SLAM based global localization for multi-robot formations in indoor environment[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2010, 15(4): 561–574.
- [9] Wei L, Cappelle C, Ruichek Y. Camera/laser/GPS fusion method for vehicle positioning under extended NIS-based sensor validation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurements*, 2013, 62(11): 3110–3122.
- [10] Ashokaraj I A R, Silson P M G, Tsourdos A, et al. Robust sensor-based navigation for mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurements*, 2009, 58(3): 551–556.
- [11] Merhy B A, Payeur P, Petriu E M. Application of segmented 2-D probabilistic occupancy maps for robot sensing and navigation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurements*, 2008, 57(12): 2827–2837.
- [12] Park S, Hashimoto S. Autonomous mobile robot navigation using passive RFID in indoor environment[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, 56(7): 2366–2373.
- [13] Jirawimut R, Prakoonwit S, Cecelja F, et al. Visual odometer for pedestrian navigation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurements*, 2003, 52(4): 1166–1173.
- [14] Tsai C C, Huang H C, Chan C K. Parallel elite genetic algorithm and its application to global path planning for autonomous robot navigation[J]. *IEEE Transactions on Industrial*

- Electronics, 2011, 58(10): 4813–4821.
- [15] Gupta R A, Masoud A A, Chow M Y. A delay-tolerant, potential field-based, network implementation of an integrated navigation system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(2): 769–783.
- [16] Fabian J, Clayton G. Error analysis for visual odometry on indoor, wheeled mobile robots with 3-D sensors[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014, 19(6): 1896–1906.
- [17] Dryanovski I, Valenti R. G, Xiao J. Fast visual odometry and mapping from RGB-D data[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Karlsruhe, Germany, 2013: 2305–2310.
- [18] Pathak K, Birk A, Vaskevicius N, et al. Fast registration based on noisy planes with unknown correspondences for 3-D mapping[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2010, 26(3): 424–441.
- [19] Taguchi Y, Jian Y D, Ramalingam S, et al. Point-plane SLAM for hand-held 3D sensors[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Karlsruhe, Germany, 2013: 5182–5189.
- [20] Lee T K, Lim S, Lee S, et al. Indoor mapping using planes extracted from noisy RGB-D sensors[C]. Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vilamoura, Portugal, 2012: 1727–1733.
- [21] Hwang S Y, Song J B. Monocular vision-based SLAM in indoor environment using corner, lamp, and door features from upward-looking camera[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(10): 4804–4812.
- [22] Luo R C, Lai C C. Multisensor fusion-based concurrent environment mapping and moving object detection for intelligent service robotics[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(8): 4043–4051.
- [23] Lee D Chung W. Discrete-status-based localization for indoor service robots[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2006, 53(5): 1737–1746.
- [24] Asadi E, Bozorg M. A decentralized architecture for simultaneous localization and mapping[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2009, 14(1): 64–71.
- [25] Henry P, Krainin M, Herbst E, et al. RGB-D mapping: Using kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments[J]. International Journal of Robotics Research, 2012, 31(5): 647–663.
- [26] Smith P, Reid I, Davison A. Real-time monocular SLAM with straight lines[C]. Proceedings of the British Machine Vision Conference, Edinburgh, UK, 2006: 17–26.
- [27] Davison A, Reid I, Molton N, et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052–1067.
- [28] Tanaka K, Ohtake H, Tanaka M, et al. Wireless vision-based stabilization of indoor microhelicopter[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2012, 17(3): 519–524.
- [29] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-d shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239–256.

-
- [30] Chen Y, Medioni G. Object modelling by registration of multiple range images[J]. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(3): 145–155.
- [31] Segal A, Haehnel D, Thrun S. Generalized-ICP[C]. *Proceedings of the Robotics: Science and Systems Conference V*, University of Washington, Seattle, USA, 2009.
- [32] Horn K P B. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987, 4(4): 629-642.
- [33] Arun K S, Huang T S, Blostein S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, 9(5): 698–700.
- [34] Biber P, StraBer W. The normal distributions transform: A new approach to laser scan matching[C]. *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Las Vegas, USA, 2003: 2743–2748.
- [35] Endres F, Hess J, Sturm J, et al. 3-D mapping with an RGB-D camera[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2014, 30(1): 177–187.
- [36] Wang W, Yang J, Muntz R. STING: A statistical information grid approach to spatial data mining[C]. *Proceedings of 23rd International Conference on Very Large Data Bases*, San Francisco, CA, USA, 1997: 186-195.
- [37] Rusinkiewicz S M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. *Proceedings of the International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, Quebec City, Canada, 2001: 145–152.
- [38] Magnusson M, Lilienthal A J, Duckett T. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT[J]. *Journal of Field Robotics*, 2007, 24(10): 803–827.
- [39] Dennis J E, Schnabel R B. Numerical methods for unconstrained optimization and nonlinear equations[J]. *European Journal of Operational Research*, 1985, 20(1): 119–120.
- [40] 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.
- [41] Jeh G, Widom J. Simrank: A measure of structural- context similarity[C]. *Proceedings of the eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, USA, 2002: 538-543.
- [42] Simon D. *Fast and accurate shape-based registration*[D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1996.
- [43] Murray R, Li Z, Sastry S. *A mathematical introduction to robotic manipulation*[M]. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 1994: 19-24.
- [44] Sturm J, Engelhard N, Endres F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D slam systems[C]. *Proceedings of International Conference Intelligent Robots and Systems*, Vilamoura, Portugal, 2012: 573–580.
- [45] Lu F, Milios E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping[J]. *Autonomous Robots*, 1997, 4(4): 333–349.
- [46] Borrmann D, Elseberg J, Lingemann K, et al. Globally consistent 3D mapping with scan

参考文献

- matching[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, 56(2): 130–142.
- [47] Khoshelham K, Elberink S O. Accuracy and resolution of kinect depth data for indoor mapping applications[J]. *Sensors*, 2012, 12: 1437–1454.

致 谢

犹念自京入津之日，万千慷慨尽赴行囊，欲步先贤志寻四方。不期转眼已近硕士毕业，三载时光竟悄然不觉。思及以往，漫漫求索路，历历惶惑时，分明在眼前。徬徨之心难泯，且付案牍之劳；独行之日虽苦，却非孑然之身。

自从师入道，至今三载有余，幸已自觉进益，虽不足为外人道，尚不负华年。至有今日，应念导师苑晶副教授，身体力行，谆谆相教，授业之恩，经世不忘。另应念同组导师孙凤池副教授，虽未从师，却得其诸事照拂，备加关怀，如坐春风。除此还应念段峰副教授，自本硕至硕博一路顺遂，幸因其鼎力相助，此间种种，感铭于心。

身行万里不乏驻足之所，问谁伴四时风光荏苒，看匆匆寒暑相推。在此谨以感恩之心，谢过原高科 206 及今信息东楼 316 与 317 各位同门。若百年修得同船一渡，不知几世可得同师受业。况此生有涯而世情无尽，虽其万一而不可至，唯幸此相逢，践彼前缘，纵不受后有，仍自感怀。

此外犹念及父母教养之恩，亲朋扶助之义。吾父之博闻强识，母之隐忍聪慧，吾所不及。殆非父母之教，无以至今日。若无亲朋之助，无以行路远。遂谨以拙作，拜谢父母，再谢亲朋。

三载有尽，难行千里。情义无价，可逾百年。区区数言，实难道尽，附残篇于拙作，聊表寸心。

孙沁璇于天津南开园谨立

2016.5.17

个人简历

一、个人信息：

姓名：孙沁璇 性别：女 出生年月：1991年1月

二、学习经历：

2013.09~2016.06 南开大学 计算机与控制工程学院 控制科学与工程
工学硕士学位

2009.09~2013.06 北京航空航天大学 电子信息工程学院 电子信息工程
工学学士学位

三、研究生期间参与的研究项目：

“机器人模块化单元技术”，国家 863 计划项目，2012AA041403，
2012.01-2014.12。

在该项目的“家庭服务机器人”任务中，负责负责三维环境建图模块的开发，
并独立完成了基于 Kinect 传感器的增量式三维点云地图创建。

“室内环境下基于 WiFi 无线信号场的移动机器人定位与导航”，天津市自然科学
基金面上项目，15JCYBJC18800，2015.04-2018.03。

在该项目中主要负责基于 Kinect 传感器的移动机器人自定位与环境建图。

四、研究生期间科研成果：

发表学术论文一篇：苑晶，刘钢墩，孙沁璇，激光与单目视觉融合的移动机器人
运动目标跟踪，控制理论与应用，2016，33(2): 196-204，稿件编号: CCTA150085.

申请发明专利一项：一种虚拟现实仿真中物体表面间最小距离的快速计算方法，
申请号: CN201410615853, 2014.11.6.

申请软件著作权一项：基于 Unity3D 的物体最小间隙计算软件，登记号：
2015SR081798, 2015.5.14.