

I1 分类号\_\_\_\_\_ 密级 \_\_\_\_\_

UDC \_\_\_\_\_

## 学 位 论 文

### 三维重建环境下图像匹配关系的检测方法

作 者 姓 名： 郭润东

指 导 教 师： 杨晓春 教授

东北大学计算机科学与工程学院

申请学位级别： 硕士 学 科 类 别： 工学

学科专业名称： 计算机应用技术

论文提交日期： 2017 年 12 月 论文答辩日期： 2017 年 12 月

学位授予日期： 答辩委员会主席：

评 阅 人：

东 北 大 学

2017 年 12 月



**A Thesis in Computer Application Technology**

# **Detecting Image Matching Relationships for 3D Reconstruction**

By Guo Rundong

Supervisor: Professor Yang Xiaochun

**Northeastern University**

**December 2017**



# 独创性声明

本人声明，所呈交的学位论文是在导师的指导下完成的。论文中取得的研究成果除加以标注和致谢的地方外，不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包括本人为获得其他学位而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名：

日 期：

# 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者和指导教师完全了解东北大学有关保留、使用学位论文的规定：即学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人同意东北大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索、交流。

作者和导师同意网上交流的时间为作者获得学位后：

半年 ☐ 一年 ☐ 一年半 ☐ 两年 ☐

学位论文作者签名：

导师签名：

签字日期：

签字日期：



## 摘 要

随着计算机技术的高速发展,三维重建技术在人们生活各方面的需求越来越高,逐渐成为计算机视觉领域中的研究热点。同时摄像技术便捷性的提升使得重建需要的图像资源更容易获取,目标场景下的数据集合越来越复杂,因此,三维重建中正确图像关系对最终结果起着越来越重要的作用。

基于图像集合的三维重建技术是通过分析图像间的特征来重构模型的,无论增量式或者全局式重建都需要确认图像间的关系,目前仅通过检测两张图像间的特征来确认图像间的关系是不可靠的,因此,通过分析现有科研成果,本文致力于研究确认三维重建中正确图像匹配关系的检测算法。

首先,本文通过分析图像数据集特点,构建带有环路约束的无向图结构,将图像映射为无向图中的顶点,图像间关系映射为边,提出对极几何关系中图像旋转一致性的环路约束条件,判断一条边是否为正确的匹配关系,这种方法能够有效的解决两视图图像关系中满足局部一致性却不满足全局一致性的问题,精准的判断图像集合间的匹配关系。同时,针对图像集中边和所对应环路结构的确认问题,本文提出一种边表结构来定义环路的关系,给出回退遍历的方法,能够准确的确定正确对极关系下的图像集,解决传统检测方法所造成的结果不准确和时间消耗等问题。

其次,考虑到现实应用中,不同数据集形成的图结构的情况复杂,其选取环路的代价和环路长度引起的检测偏差值也随之受到影响。对此,本文进一步定义了利用生成树来解决环路选择的问题。不同于对极几何中旋转的约束,图像集构成的图结构中,两张图像间对应的特征点数可以作为考量环路选取的基本准则,针对这一特点,本文利用基于贪心选择的生成树构建方法,通过非树边确认环路,在此基础上给出一种基于区域划分的环路选择算法,并进一步优化了边表结构的确认规则,有效解决环路选择代表性偏差问题和环路选择的时间消耗问题。

最后,本文通过对真实数据集上进行了的大量实验,印证了相关算法的性能。根据实验结果,证明了本文提出的方法在面向三维重建场景下的图像关系检测中,具有更高的检测准确性、时效性和重建效果。

**关键词:** 三维重建; 图像关系检测; 对极几何约束; 环路选择





# Abstract

With the rapid development of computer technology, the demand for 3D reconstruction technology in all aspects of people's life is getting higher and higher, becoming a research focus in the field of computer vision. At the same time, the convenience of image capturing technology makes the image resources needed for reconstruction more accessible. In the face of data sets under different scenes, the reconstruction of the relationship between images is correct or not to play a decisive role in the reconstruction of the results.

The 3D reconstruction based on image set reconstructs the model by analyzing the characteristics of the images. At present, it is unreliable to confirm the relationship only by detecting the characteristics of the two images. Therefore, by analyzing the existing scientific research achievements, Research and solve the detection algorithm to confirm the correct image matching relationship in 3D reconstruction.

Firstly, this thesis constructs the undirected graph structure model with loop constraints by analyzing the characteristics of the image dataset, maps the image into vertices in the undirected graph, maps the relation between the images to the edge, and presents the image rotation in the polar geometric relationship. This model can effectively solve the problem of satisfying the local consistency but not satisfying the global consistency in the matching of two images, and can accurately process the reconstructed relationship between the approximate images. At the same time, this thesis proposes a side-table structure to define the storage relationship of the loop for the selection of the central edge and the corresponding loop structure. Through the back-fall traversal method, the vertices of the image under the correct matching relationship can be identified more quickly, and can solve the traditional confidence detection model caused by the iteration does not converge and the problem of high time complexity.

Secondly, considering the fact that the graph structures formed by different data sets are complex in reality, the cost of loop selection and the detection deviation caused by the loop length will also be affected. In this thesis, we further define the use of spanning tree to constrain the choice of loop. Different from the constraint of pole rotation, the corresponding feature points between two images in the network structure formed by the image set can be regarded as the basic criterion of the loop. In view of this feature, this thesis makes use of the

spanning tree construction method based on greedy selection, based on this, a more optimal loop selection algorithm based on region partitioning is given. At the same time, the confirmation rules of the side-table structure are further optimized to effectively solve the loop selection representative bias problem and loop selection time consuming problem.

Finally, this thesis verifies the performance of the relevant algorithms through a large number of experiments on real data sets. According to the experimental results, it is proved that the method proposed in this thesis has higher detection accuracy and timeliness under the three-dimensional reconstruction on images set.

**Keywords:** 3D reconstruction; image relationship detection; Epipolar-Geometry constraint; loop selection

# 目 录

|                          |     |
|--------------------------|-----|
| 独创性声明 .....              | I   |
| 摘 要 .....                | II  |
| Abstract.....            | III |
| 第 1 章 绪论 .....           | 1   |
| 1.1 研究背景.....            | 1   |
| 1.2 研究内容及面临的挑战.....      | 3   |
| 1.3 本文的贡献.....           | 4   |
| 1.4 本文的组织结构.....         | 5   |
| 第 2 章 相关工作 .....         | 7   |
| 2.1 三维重建过程简述.....        | 7   |
| 2.2 基于图像的重建方法.....       | 8   |
| 2.2.1 单目图像的重建技术.....     | 9   |
| 2.2.2 双目图像的重建技术.....     | 10  |
| 2.3 图像匹配关系检测方法.....      | 11  |
| 2.3.1 基于特征描述子检测方法.....   | 11  |
| 2.3.2 基于随机抽样一致性检测方法..... | 13  |
| 2.3.3 基于置信度传播的检测方法.....  | 16  |
| 2.4 本章小结.....            | 17  |
| 第 3 章 背景知识与问题定义.....     | 19  |
| 3.1 图像检测问题概述.....        | 19  |
| 3.2 对极几何模型.....          | 20  |
| 3.3 相关定义.....            | 22  |
| 3.4 问题定义.....            | 23  |
| 3.5 本章小结.....            | 23  |
| 第 4 章 基于环路约束的检测方法.....   | 25  |
| 4.1 图像集间关系映射方法.....      | 25  |

|                                 |           |
|---------------------------------|-----------|
| 4.1.1 有环无向图的构造前提 .....          | 25        |
| 4.1.2 有环无向图的构造算法 .....          | 26        |
| 4.2 基于环路的约束条件 .....             | 28        |
| 4.3 图像关系确认算法 .....              | 32        |
| 4.3.1 边和环路结构关系分析 .....          | 32        |
| 4.3.2 基于边表结构和确认算法 .....         | 32        |
| 4.5 本章小结 .....                  | 35        |
| <b>第 5 章 环路检测的改进与算法优化 .....</b> | <b>37</b> |
| 5.1 图像环路选择问题分析 .....            | 37        |
| 5.2 基于生成树的环路选择方法 .....          | 38        |
| 5.2.1 贪心的构造生成树 .....            | 38        |
| 5.2.2 环路选择和图像关系确认 .....         | 40        |
| 5.3 优化的基于区域划分的选择方法 .....        | 42        |
| 5.3.1 环路选择约束问题的分析 .....         | 42        |
| 5.3.2 区域的划分算法 .....             | 43        |
| 5.4 本章小结 .....                  | 46        |
| <b>第 6 章 实验测试与结果分析 .....</b>    | <b>47</b> |
| 6.1 实验设置与实验数据集 .....            | 47        |
| 6.2 图像数据集展示 .....               | 48        |
| 6.3 环路选择性能的对比与分析 .....          | 49        |
| 6.3.1 不同长度环路的偏差值分析 .....        | 49        |
| 6.3.2 环路选择方法的性能分析 .....         | 49        |
| 6.4 图像关系检测性能分析 .....            | 51        |
| 6.4.1 不同约束下检测匹配边数目分析 .....      | 51        |
| 6.4.2 边和环路确认的时间性能比较 .....       | 52        |
| 6.4.3 图像关系检测时间性能比较 .....        | 53        |
| 6.4.4 关系检测后三维重建结果比较 .....       | 54        |
| 6.5 本章小结 .....                  | 55        |
| <b>第 7 章 结束语 .....</b>          | <b>57</b> |
| 7.1 本文结论 .....                  | 57        |

|                      |    |
|----------------------|----|
| 7.2 工作展望 .....       | 58 |
| 参考文献 .....           | 59 |
| 致 谢 .....            | 63 |
| 攻硕期间的科研成果及获奖情况 ..... | 65 |



# 第 1 章 绪论

随着互联网技术的应用和发展,三维重建技术在计算机视觉领域获得了高速的提升与改善,同时在医疗影像重建,机器人导航,测量测绘,虚拟现实等各大领域中对重建效果的要求也随之增加<sup>[1]</sup>,VR 和 AR 的兴起对于手持或佩戴设备等场景的三维重建技术的需求也越来越大,另一方面,图像数据来源更加便捷,导致图像集合越来越复杂,集合内的杂质图像和其造成的错误的匹配关系不加约束检测,直接重建引起的结果模糊不精确等问题更加严重。所以,针对三维重建中图像间的匹配关系检测方法的研究也越来越受到人们的关注和重视。

## 1.1 研究背景

随着信息时代的来临,计算机视觉在整个计算机领域中的地位越来越受到重视。人类生存的环境的展现就是一个真实三维场景的展现,视觉作为人类获取真实世界的三维场景信息的手段而诞生,它帮助人类完成了把物体信息从三维场景转化为二维场景这个过程。而随着科技的进步,计算机作为人类的辅助设备已经不满足于仅仅完成处理数据、分析模型等计算数学的功能,而开始追求于在立体视觉中的体会与交互,因而计算机视觉应运而生,其目标<sup>[2]</sup>就是实现向人眼一样的通过观察和分析影像序列或者视频中每一帧的图像数据,进行进一步的重建处理,模拟出相对应真实的重建模型、识别结果等,三维重建技术作为计算机视觉的重要分支,得到更多的重视。

上个世纪八十年代,计算机视觉作为新兴的热门学科从高速发展的阶段逐渐转换到形成了相对完善的一套理论体系模型。在整个六十年代至八十年代的期间,计算机视觉的发展过程承接体系确认基本可以分为两个阶段,第一阶段<sup>[3]</sup>是 Dr.Marr 提出的计算机视觉理论架构,它主要表达以“基元图”处理方法从最初的二维原始信息到三维场景的构建过程,其中综合包括图像与信号,应用与统计学,认知科学等一些方面综合考量,以形成不完全的三维重建结果;在第二个阶段中,计算机视觉转变针为多视几何图形的研究方法,人们对计算视觉的认识转化为对投影变换几何,放射变换几何和欧式空间中的图形转角变换等一系列的复杂图形学与数学变换的问题中来,这一转变的主要原因是相机的发展和图像获取的方法越来越简单,这其中对于摄像机的标定方法限制也边的越来越低,近十几年手机的发展也更加促进了图像数据采集的低成本化。正因如此,二十一世纪下多视图几何处理在计算机视觉中得到了更多的重视,同时促进了三维重建在各视

觉领域的高速发展。

三维重建技术的理论基础通过计算机视觉的高速发展得到了夯实，三维重建的主要目的<sup>[4]</sup>是通过获取到的投影的二维图像转化为一个三维的立体模型，如图 1.1 所示，它和我们所在世界所看到的物体近乎相近。三维重建技术能够做到利用家用式相机或者通用式手机获取的图像数据，就可以直接分析甚至提取构建三维模型的所需要的一系列信息，这种做法更加快捷，方便的获取立体信息，这在我们的日常应用中是极其重要的一种手段。例如，在公安部处理犯罪现场的时，由于现场拍摄的照片等信息只能提供二维的信息，而公安人员不能驻留在犯罪现场分析办案，这时通过留下的照片数据和分析数据可以构建出逼真的现场三维场景，这种模拟真实场景的有力证据不仅可以提供办案线索，也能够给犯罪者定罪的有力一击；再如，三维重建的技术在军工、航空等领域的场景模拟<sup>[5]</sup>，不仅能够提高军人飞行员的操练效率，还能同时省下大量的训练资金，科技的发展带来的社会甚至国家收益不日耳语。



图 1.1 三维重建技术

Fig. 1.1 Technology of 3D reconstruction

概括而言，三维重建的重建具体方法可以分为三方面，第一种方式是基于激光扫描测序仪等专业硬件设备的方法，在测序测绘领域中通过专业的设备能够直接精确的获取三维表面上的各个像素点的表面信息，电子计算机断层扫描(Computed Tomography)<sup>[6]</sup>在医学领域的应用，它通过扫描不同位置的数据密度函数构造出三维的立体信息；区别与第一种方法，基于软件建模的方式不需要专业的硬件设备，它依赖于建模人员的操作技术，如现在流行的 3DMAX, Maya 等软件，针对动画及影视作品的制作方面表现出色，但是制作过程需要大量专业人员操作，并且依赖于每一帧的处理结果，耗费人力物力的代价不可估量，同时对于实时重建目前仍没有一个好的解决方法提供高效的即时重建；第三种是基于图像的三维重建技术<sup>[7]</sup>，真实的三维空间场景作为目标，被一系列二维图像数据重建出，这一过程只需要一台照相机作为工具即可，通过分析不同方位上重建物体的图像，能够灵活的处理重建结果，只针对不同图像序列集，通过算法处理即可



得到所需的物体，目前，这种方法是在重建虚拟物体上具有很高的应用价值，但对于处理数据集的方法中仍然需要更准确的重建结果。

在三维重建过程中，无论增量法三维重建还是全局法三维重建都需要根据图像间形成的关系选择继续进行重建的下一张图像，通过所有图像的确认完成整个重建过程，因此本文重点研究基于图像的三维重建技术，通过图像检测确定得到的匹配关系使得重建结果更准确。

## 1.2 研究内容及面临的挑战

目前，针对三维重建中图像关系检测的研究<sup>[8]</sup>更多的是面向图像局部特征不一致的问题的，即两张图像间的目标重建物体的特征信息，但是在真正的匹配过程中，无论增量式或者全局式的重建方法在没有先验处理图像的前提下，都需要对所有图像进行匹配，而用户输入的图像数据不能够完全满足目标物体角度特征一致等情况，同时数据集的数量随着电脑硬件的提升也在增加，因此只解决图像局部特征匹配一致性问题不能够做到全面性，必须判断图像集内噪声数据和图像间构成的关系是否能够进行重建，而且不考虑优化处理时间复杂度的算法是不可取的。

本文将图像序列的处理问题抽象成图结构的处理问题，即每一张影像图像代表图中一个节点，图像间的匹配关系构成节点间的边。通过每两个节点间关系在对应出现的环路中的约束条件判断其正确性，解决图像间关系检测问题。

本文在研究三维重建环境下的图像关系检测问题时，面临的挑战如下：

(1) 如何将三维重建图像数据的匹配关系进行抽象处理。图像数据集中的图像匹配关系可能包含过多的匹配信息，是否可以简化无用的匹配信息，将图像关系抽象成图结构的网状关系是第一步构建模型的关键。

(2) 如何检测出图像数据集中错误的图像关系和非目标重建物体的图像。现在对于重建中图像间关系检测的算法更多地是在优化两视匹配中图片特征的相配结果，在同一组数据集中是有一定的效率，但是没有考虑当数据集中掺有相近的噪声时的情况，局部检测不能解决这种问题。

(3) 如何设计一种能够检测全局关系的算法。在具有全局约束的方法中，需要考虑两张图片的匹配关系在整体图像关系中是否正确，这是整个算法的关键，同时对模型的构建与选择不能无视时间的消耗。

(4) 如何在给定方法下提高检测全局模型的时间效率。针对带有环路约束的检测方法中，显然穷举环路可以得到最准确的匹配结果，但是其时间效率是不可估量的，选择

结果噪声重复度大,能否给出一个即能不丢失关键图像间信息同时能够减少选择时间代价,是具有一定挑战性的问题。

### 1.3 本文的贡献

本文在现有面向三维重建的图像关系检测方法的基础上,分析其算法的不足和可提高之处,针对现有问题的关键处理点。首先,针对需要重建的图像数据集合,本文提出有环路无向图的映射方法,定义节点和相对应的环路的概念,给出基于对极几何 EG<sup>[9]</sup> (Epipolar Geometry)的旋转一致性的约束条件,同时定义边表结构的存储方式,通过确定环路与边的关系,确认边是否为正确匹配关系。其次,针对大量图像数据集中的环路检索问题,提出一种基于生成树的约束选择算法,通过贪心选择方法进一步给出基于区域划分的生成树选择方法,印证非树边的选择可靠性和时效性。最后,通过对实验数据集的测试,验证基于环路约束图像检测算法和生成树选择的回路选择算法的时间效率和结果的可靠性。总体来说本文的贡献主要有一下这几个方面:

(1) 分析现有检测算法无法解决图像中含有目标重建物体的局部一致性特征的问题,基于对极几何 EG (Epipolar Geometry)关系基础上,定义了环路中图像具有旋转一致性约束的适用于检测图像关系的检测方法。

(2) 提出了有环无向图的图像关系映射方法,将图像的检测方法抽象成图结构的模式,图像数据作为无向图中节点,图像数据所对应的的环路构成相连接的节点。将两张图像间的关系正确性的检测加入到全局图中的约束中,通过在环路中关系的检测结果,可以确定正确的图像关系,去除噪声节点中不满足全局一致性的图像关系和相对应的图像节点。

(3) 提出了基于边表结构的边与环路对应方式。通过确定环路的约束条件,计算相应环路下的边的结果值,减小边与环路的检测代价,优化了传统检测算法无法解决的迭代不能终止问题,有效的提高了图结构的处理时间效率。

(4) 针对图像数据集的环路选择,本文提出生成树的环路选择算法,构成生成树的非树边就能对应一个存在的环路,同时针对不同的数据集情况,给出了贪心的生成树构建方法,并在此基础上提出了基于区域划分的生成树回路选择算法,充分解决了边与环路选择的代表性和时效性问题。

(5) 本文通过不同的数据集进行大量的实验测试,对本文提出的各个算法进行性能验证,同时对不同检测方法得到的图像关系进行三维重建,分析不同重建结果,验证本文算法的重建效果。

## 1.4 本文的组织结构

本文的组织结构如下：

第一章作为绪论，主要概述了有关三维重建检测方法的背景知识，介绍本文的研究内容以及面临的诸多挑战，最后描述了本文的主要贡献和本文的组织结构。

第二章为相关工作，主要介绍了三维重建的过程、图像重建的相关方法和目前关于三维重建中处理图像间匹配关系的检测方法。

第三章为背景知识与问题定义，主要介绍了和本文工作密切相关的对极几何模型和相应的矩阵概念，概述了图像检测模型中现行算法的优点及其缺点，引出文本定义的相关问题，最后阐明本文的问题形式化定义。

第四章，给出本文的基于环路约束的图像关系检测算法的具体内容，约定环路的检测的方法，给出基于旋转一致性的约束检测的正确性，并给出基于边表结构的确认方法，利用回退遍历的方法确定边和环路的关系。

第五章进一步优化环路检测方法，给出优化的环路选择方法，叙述生成树提供的非树边作为环路的可靠性，提出贪心选择的生成树算法，针对相应问题并进一步给出一种优化的基于区域划分的生成树选择算法，同时利用环路确定边的方法更新边表值，进一步优化时间效率。

第六章实验部分，通过在不同实验数据集上的实验，对本文提出的算法在执行时间效率和匹配结果正确性等方面进行验证，对检测后的图像关系进行三维重建，并对实验结果进行详细分析。

第七章总结全文，对本前六章内容进行全面的总结，进一步展望本文提出相关问题的未来研究内容和方向。



## 第 2 章 相关工作

由图像或者视频帧作为输入数据来恢复真实的生活空间场景是三维重建技术主要的目的之一。当前针对三维重建的研究方法有很多，本文的研究重点是基于图像序列的三维重建图像检测的方法。目前，针对三维重建相关的研究重点包括特征提取，特征匹配，相机位置选定和纹理重构<sup>[10]</sup>几个方面。

### 2.1 三维重建过程简述

近几年随着计算机的发展，包括人工智能，大数据，计算机视觉的兴起，同时带动人们对基于图像的重建方法的研究，这种重建方式直接利用输入的图像数据，几乎不用采用相关人员操作能够快速提高重建使用效率。新兴的基于图像的重建技术<sup>[11]</sup>仅依靠二维图像就能够构建出富有真实感的三维模型，这一技术的提升带动带包括医疗，考古研究，航空，测绘，甚至司法公安等领域的应用和展示。

随着国内外重建技术的兴起，一系列针对重建系统的的技术也被越来越多的人所创建，国外的研究包括 Pollerfeys, Reinhard Koch<sup>[12]</sup>等人针对运动分析提出的三维重建模型方法，他们的研究做到了只需要围绕物体进行绕动照相几何得到最终的重建结果，这把重建技术带到了新的高度。相对国内而言，研究成果也颇为丰富，其中陈明舟<sup>[13]</sup>就提出三维重建的曲面技术可以通过视觉立体的方案来解决，这种方法的提取很大程度上解决了重建结果在曲面上的应用性能。包括杨长江教授等<sup>[14]</sup>提出的主动标定的方法在内，使得国内对技术研究越来越完整。

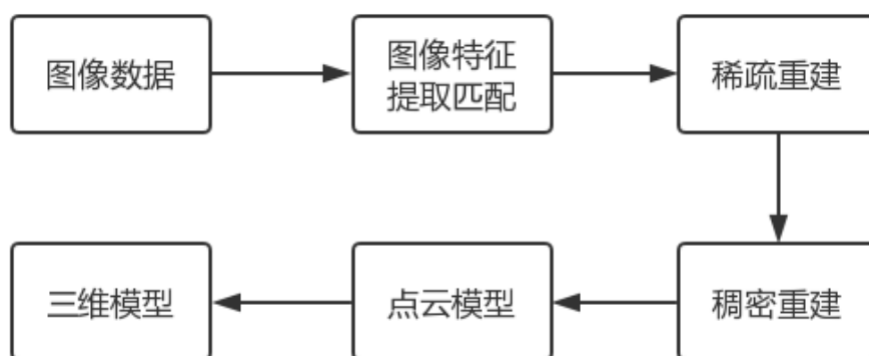


图 2.1 三维重建过程

Fig. 2.1 Process of 3D reconstruction

目前针对重建技术的研究，其重建的基本过程建构基本过程可以分为 4 个部分，其整体过程如图 2.1 所示。

第一部分, 根据图像或者视频的某一帧处理。图像集合作为重建的输入, 但相对而言视频帧需要对关键部分进行处理, 因为 1 秒时间相当于 24 帧, 如果不做关键处理, 其数据量是相当大的。处理数据最重要的一部分就是特征提取和特征匹配, 图像的特征点就是指在一张图像中的边缘角点、顶点或者边缘线等一系列能代表图像的外形的基本信息, 这些特征是独一无二的, 通过这些特征在另一幅图像中寻找相对应的匹配点, 所以准确的获得影像序列之间的特征信息是完成整个三维重建的第一步也是之后步骤的一个重要的先觉条件。

第二部分, 计算相关矩阵和投影信息。针对处理特征匹配后的匹配序列, 通过关键的空间坐标可以获得图像之间的几何约束关系, 基础矩阵包含了两张图像间的平移和旋转参数, 通过相机内外参数的确定, 恢复现实场景在空间的投影信息, 今晚完场投影计算。这一步为最终的模型提供了“骨架”。

第三部分, 相机相对方位标定。要获取物体的空间位置, 必须获得相机的内部参数, 相对而言欧式重建更多的需要严格要求的定标系数, 张正友教授等人<sup>[15]</sup>提出的针对物象标定的研究以相对完善, 其主要算法多数是基于 Kruppa 算式方程和基于绝对曲面的而粗二次计算的标定方法。相对而言 SFM(Structure from Motion)技术<sup>[16]</sup>通过运动信息即可估计二维图像的三维结构, 图不需要严格针对相机进行标定, 成为目前研究的重点。

第四部分, 点云匹配和表面生成。作为对于已经获得的初始点云, 要获得更加光滑的模型和细致的场景, 就需要通过对获得的点云进行精准匹配。包括 Besl 等提出的经典 ICP 算法<sup>[17]</sup>, 解决初始点云上的所有目标匹配。在获取全局点云之后需要对物体生成可视化的表面 Loernsen 等人提出的经典像素级算法<sup>[18]</sup>通过四面体的八个顶点的差值优化给粗糙的点云加上平面, 最终完成了整个三维重建的过程。

## 2.2 基于图像的重建方法

一般而言, 人的立体感的构建过程通常是这样的, 物体被人的双眼即凝视点相交叉到视网膜后的一点, 大脑把这这样的信号作为传给中枢的信息标准<sup>[19]</sup>, 眼前的景物所包含的信息包括距离, 深度, 凹凸率等都被记录下来, 这样的原理称为立体视觉技术, 同样三维重建就是基于这样的目的衍生出不同的方法, 目前对于图像的三维重建方法又可以大致定义为基于双目图像的重建和基于单目图像的重建方法这两种方法。本文将针对这两种方法做简单的介绍, 同时就双目立体重建中所遇到的问题, 以及需要提升的算法性能做相应的陈述, 为接下来本文提出的算法做应有的铺垫。

### 2.2.1 单目图像的重建技术

基于单目图像的三维重建方法主要的过程是<sup>[20]</sup>,通过一张影像数据或者一帧视频图像,针对其中的平面一致性、物体形状、物体颜色等信息,根据少量的信息就可以求解出目标重建场景的三维模型。经历长久的研究,国内外的名家学者在单目视觉重建方面做了大量分析和研究,可以将单目匹配分为大致三个方面:以明暗度特征为提取标准的技术、以纹理特征为提取依据的技术和以轮廓特征为提取依据的单目视觉重建技术。三种方式具体概述如下。

第一种基于明暗度特征提取的三维重建技术<sup>[21]</sup>,主要是通过分析图像中能够提取得到明暗度信息,利用光反射模型和表面法向量信息等进行三维重建。这种方法的三个假设条件分别为:第一勃朗特反射模型作为基本的反射依据原理,这个模式约束从各个角度显示相同的光线和阴影是相同的;第二,一个无限远的点光源作为源;第三是在以明暗度为特征的关系必须依赖正交投影的图形变换关系。它的优点是从一个单一的图形恢复到精确的三维模型。缺点是,由于纯粹的数学运算的依赖,面对复杂的照明条件下的重建,有必要知道确切的位置和方向的光源,因此很难处理不同情况光照下的三维重建和复杂的室外场景的情况。

第二种单目的三维重建方法是以纹理特征为依据的<sup>[22]</sup>,其主要目的是恢复出物体法向量等一系列信息,包括深度,法向量等等。根据获得的这些信息进一步处理图像中的不同纹理的大小形状,真实的重建模型据此得到。由于这些图像的变形与形变都可以从图像中判断出来,很容易区分不同物体间的特征,重建结果能够有更好的判断依据,其优点是精度高,对光和噪声不敏感。缺点显而易见的是它对于没有规则纹理的物体无法判断。

最后一种在单目图像下的三维重建方法,通常称为基于轮廓特征的重建方法。在基于轮廓的重建方法中用体素表示离散的三维空间,图像在体素的表示下被分割为前景和背景两部分,通过投射测验一个体素或投影点是否在前景或背景,如果一个元素指向不同的角度投射到前景,那么你认为它是对象的一部分,通过所有这些体素点的设置可以重建物体的三维形状。

基于单目图像的重建方法能够避免繁琐的步骤,其求解过程简单,时间短,仅根据一个合适的图像的角度得到一个三维定位目标,没有多摄像机和投影仪标定,在相当大的程度上减少了能源与经济投资;同时,它不需要多个图像与单幅图像对应的预处理相匹配,减少图像重建的难度,节省时间,但是其需要专业相机和照片信息等进行重建,不能够适应目前的便捷快速的要求。

## 2.2.2 双目图像的重建技术

基于双目图像的重建技术也成为基于双目立体视觉的三维重建技术，其主要过程是根据两张或多张有摄像机标定的图像序列或者视频帧序列，依据已知的相机的内部参数和外部参数来求解图像目标在真实三维场景中的立体模型。双目立体方法的信息的计算是通过三角测量方法实现的，空间中的点(即真实物体在图像中的像素点)，通过投影的关系被确定逐一的确定。

双目立体视觉的重建技术就是用照相机拍摄图片的逆过程。获取两张不同角度的角度的影像数据，通过三角测量法可的到真实物体在空间中的三维坐标，像我们人眼所看到的物体一样，通过视差测距的原理或者投影矩阵的方式就可得到对应的空间坐标。双目立体视觉的视差法的原理<sup>[23]</sup>如图 2.2 所示。

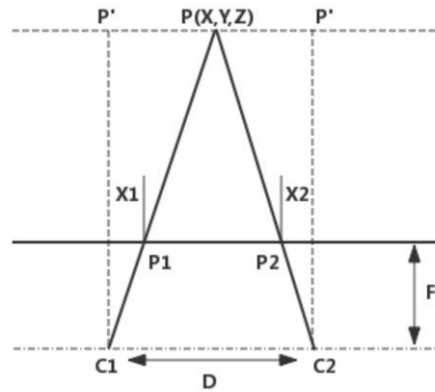


图 2.2 视差法原理图

Fig. 2.2 Binocular Stereo-Vision

其中假设  $P$  为空间中一点， $C_1$ 、 $C_2$  为相机中心， $P_1$ 、 $P_2$  是  $P$  点在图像中的投影， $D$  是相机中心距离，焦距是  $F$ 。一个  $x$  方向上的位置偏差就表示相机间的位置到垂直投影距离。根据三角形相似原理可以得到：

$$\frac{x}{x_1} = \frac{z}{F} = \frac{y}{y_1} \quad (2.1)$$

$$\frac{x-D}{x_2} = \frac{z}{F} \quad (2.2)$$

整合公式 2.1 和公式 2.2 可以得到：

$$z = \frac{D \cdot F}{x_1 - x_2}, x = \frac{D \cdot x_1}{x_1 - x_2}, y = \frac{D \cdot y_1}{x_1 - x_2} \quad (2.3)$$

通过三角测量的相似性计算可以获得要重建物体的真实空间位置，同理利用投影矩阵的空间求解方式，同样是根据图像的基础矩阵机耕机齐次空间坐标转换简历最小二乘



的方式<sup>[24]</sup>得到空间中点  $P$  的坐标完成三维空间点的建立。

总的来说, 双目立体三维重建方法的基础是利用两台摄像机(一般来讲平行排列, 也可上下垂直排列)来观察同一对象, 通过得到图像去感知不同视角下的对象的匹配点, 利用三角相似性测量法将视差信息为转化为深度信息, 在几何对极问题到几何欧式问题的转换条件下, 通常双目视觉方法都是利用三角测量方法估计深度信息后来计算空间模型的位置。其大致分为六个步骤<sup>[25]</sup>, 分别是获取影像, 标定摄像机, 提取图像的特征和匹配点, 矫正摄像机位置, 稠密匹配和模型片面生成。双目立体视觉匹配的优点是相对成熟而且对较好的重建效果有保证<sup>[26]</sup>, 目前商业上出现越来越多的针对双目匹配的成品化商品, 但其也有不足之处就是其运算量仍然偏大, 并且对于图像的处理依靠过纯度的数据集, 针对含有噪声的图像数据, 目前成熟的商业软件中仍没有一个准确的快速的决绝办法, 因此这正是本文要着重处理的。

## 2.3 图像匹配关系检测方法

在三维重建的过程中, 误匹配关系的检测十分重要。无论是单目图像匹配和还是双目图像匹配都会产生部分错误匹配点, 错误的匹配关系对于后续的重建精度和片面重建都有着极大的影像。本小节主要概述了三种方法, 它们分别是基于特征描述子检测的方法、基于随机抽样一致性检测方法和置信度的检测方法, 对于这两种方法给出了其检测过程, 讨论了它们的优点以及面临的不足。

### 2.3.1 基于特征描述子检测方法

过去几十年, 在以 Marr 视觉理论<sup>[27]</sup>为基础的三维重建经典算法中, 特征描述子就是值对特征点用描述子进行描述, 使得每一个图像中的特征点都具有异于其他特征点的唯一性和独特性, 特征子的提出是为了解决由于输入的图像数据是摄像机不同的运动轨迹造成一系列问题, 如序列旋转平移、尺度变换、局部遮挡、光线减弱等等, 为了不改变特征点邻域的图像信息用描述子的方法加以约束, 使得每一个被匹配上的图像都有独特的性质。David 的 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)检测算法<sup>[28]</sup>在 2004 年一经提出便奠定了特征检测算法的经典地位, 它的描述子能够很大程度上解决尺度缩放和旋转一致性问题, SIFT 特征点匹配算法大致过程可以理解为首先创建高斯尺度空间, 通过高斯核函数变换能够在一系列图像上在不同尺度空间下生成图像子集合, 对不同的尺度下的图像的特征点进行进一步的极值检测操作, 在这一过程中, 将极值点作为提取目标, 通过对不同提取目标的层层模糊化来实现特点提取的尺度不变性的检测工功能。公式

2.4 表示的是二维高斯核函数等价方程，图像的平滑程度由符号  $\delta$  代表，它决定了图像的平滑程度大小，相对有效的像素点在尺度空间中被获取到，这样必须对不同尺度下的高斯差分函数进行差分计算。

$$G(x, y, \delta) = \frac{e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\delta^2}}}{2\pi\delta^2} \quad (2.4)$$

一开始输入的图像序列集  $G(x, y)$  通过不同尺度因子  $\delta$  的高斯函数进行的卷积运算，得到的不同阶层下尺度空间的表示函数，其公式为：

$$L(x, y, \delta) = I(x, y) * G(x, y, \delta) \quad (2.5)$$

通过原始图像的高斯卷积处理，将图像构建在不同尺度因子的空间中，将尺度因子以  $k$  倍递增，即得到的第二层为  $k\delta$ ，第三层为  $k2\delta$ ，以此类推，随着尺度的增加，图像的细节也变得越来越模糊。

同时，将两层不同尺度的高斯尺度空间进行差分，形成新的 DoG (Difference of Gaussian Scale Space) 尺度空间<sup>[29]</sup>，为了形成金字塔的结构模型，DoG 尺度定义高斯核与初始图像进行卷积运算的方式，解决了这一问题。在金字塔的每一层中寻找区域内最相近的特征点进行关联匹配。通过 DoG 尺度空间的检测，SIFT 算法检测局部极值点和其尺度信息来解决尺度一致性，另一方面为保证旋转不变这一特性，SIFT 提出一种梯度方向的分布特征来指定每一个特征点相邻域的梯度方向，同时 SIFT 约定一个点  $(x, y)$  的梯度模值表示为：

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (2.6)$$

其梯度方向表示为：

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{(L(x, y+1) - L(x, y-1))}{(L(x+1, y) - L(x-1, y))} \quad (2.7)$$

在某一邻域的范围，通过公式 2.6 和 2.7 获得给点的梯度值和梯度方向，通过遍历所有图像点的方式统计该张图像的梯度直方图，如图 2.3 所示，图中以每一个特征点为中心划分  $16 \times 16$  的像素窗口，每一个小格代表一个像素，箭头方向就表示梯度方向，长度为梯度值。

进一步在划分  $4 \times 4$  的区间这样每个特征点用 16 个子区间来描述，一张图像数据的特征点被分为 36 个向位，每一个向位表示十度，即 36 个向位一种表示 360 度，即二维图像的满度。当特征点的某一个向位其峰值超过 80% 的时候便将这一向位设定为该点的主方向，其余方向为辅助方向，相应的其长度大小也在图中得以体现，通过辅助方向的

确认来增强图像的匹配灵活性<sup>[30]</sup>, 特征点的多方位表示为图像间的匹配提供了基础保证和良好的检测效果。

**SIFT** 算法<sup>[31]</sup>通过累积 16 个子区间的方位信息进一步形成 8 个方位表示的直方形式, 如此对每一个特征点便生成了 128 个方位的数据, 他们成为特征描述子的 128 个特征向量, 以特征点的欧式距离作为两幅图像中特征点的相似衡量标准, 在第二幅图中寻找与第一幅图中某个特征点的欧氏距离最近的两个特征点, 如果其距离的差值在一定阈值  $K$  内, 则接受这两个匹配点。

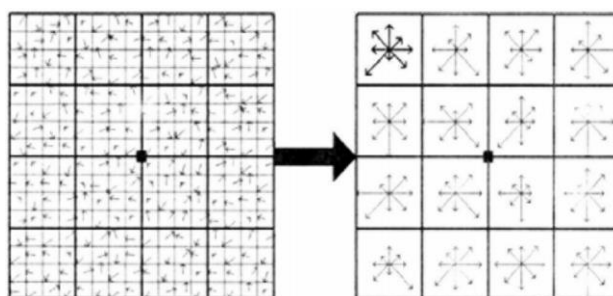


图 2.3 特征点与特征向量的生成信息

Fig. 2.3 Information of feature points and feature vectors

通过这样的方法, **SIFT** 方法作为特征描述子的检测方法能够有效降低噪声的不利影响, 并且对尺度缩放以及旋转一致性提供了较强的基础保证, **SIFT** 在计算机视觉领域的特征点检测中表现出众。

### 2.3.2 基于随机抽样一致性检测方法

本小节主要介绍了基于随机抽样一致性的 **RANSAC**(Random Sample Consensus)算法在误匹配点剔除中的应用, 并且进一步给出算法基本原理。

随机抽样检测算法 **RANSAC** 的用途相当广泛。首先, 真实检测问题中, 对问题进行建模目的是抽象出具体问题的解决模型, 同时给不同的实例设置不同的参数, 对参数调节进行模型的推演与构建。其中图像数据作为输入, 模型作为输出, 一个重要的问题就是如何对不同的数据模型确定合适的参数, 在给定数据集合中, 如果有效数据占大部分时针对少量的杂质数据利用最小二乘等算法可以模拟偏差, 但当杂质数据超过 50% 甚至更多的时候, 最小二乘法没有更好的解决办法, 为了解决这样的问题, 此时 **RANSAC** 算法应运而生。

**RANSAC** 算法是从一组包含不属于检测检点的观测数据集中通过循环迭代的方式估计出数学模型和相应的匹配矩, 可以认为它是一种不确定的算法, 因为它有一定概率

得到合理的结果，随着迭代次数的提高就越接近合理的结果，RANSAC 在图像拼接和特征点的噪声点剔除方面应用的场景比较多<sup>[31]</sup>，对于 SIFT 算法可能得到的误判匹配关系，它能够有效地将其识别。

描述 RANSAC 最好的例子就是在一组数据集中找到合适的二维直线<sup>[32]</sup>，如图 2.4 所示散落在直线外的点可以认为是错误的匹配点，中间部分近似一条一直线分布的可以认为是正确的匹配信息点，这里最简单的最小二乘法对于找到适应正确点的直线是无能为力的，原因是最小二乘法无法考虑全局所有的匹配点，而 RANSAC 算法正是解决这样的问题的，它能得针对正确点的匹配生成一个计算模型，之后对不同的点进行模型的不断验证来确认是否模型正确，虽然并不能保证结果的完全正确，但是通过不断的参数调节和点的选择可以增加计算到的模型的合理性，提高正确的概率。

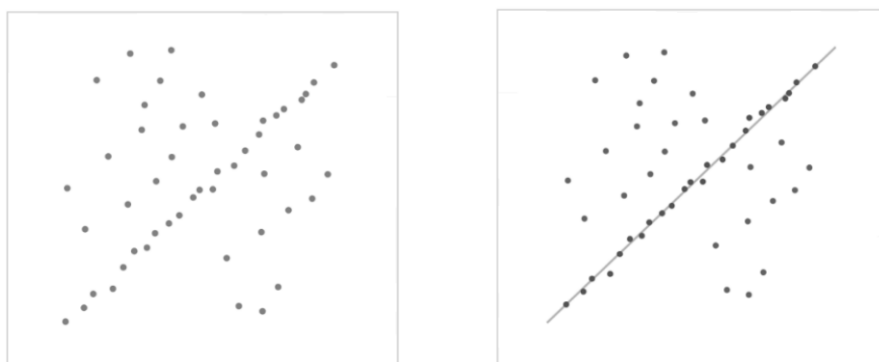


图 2.4 RANSAC 线约束下的正确点值

Fig. 2.4 Correct valuse under Ransac constraints

RANSAC 算法在进行模型的构建之前提出了三点假设：

- (1) 数据仅有正确匹配点和不正确匹配点构成；
- (2) 不正确的点是一定不满足结果模型的构建与匹配的；
- (3) 不存在除此之外能够产生噪声的数据点。

RANSAC 算法的输入可以是一组观测数据，也可以是对观测数据抽象出的一组数学化模型，它通过反复的在一组数据集的子空间内进行随机选择，来产生一个模型，利用这个模型来估计数据集合内剩余的数据，通过对数据的估计结果来判断这个模型是否可以作为整体的模型。

在给定一组的数据内(通常是两幅图片的特征点提取中)，一定存在一个过程能够估计参数的匹配和确定，同时该模型能够适用于正确点匹配。一张图片、对一组检测数据预估的模型或者一些可信的参数最为算法的输入，算法的主要目的是通过一系列的循环匹配确认数据集和中的一对或一组子集来达成目标，具体可以理解为：首先根据一组选定的数据计算出一个假设模型，它适用于所有假设的正确点，接着用得到的假设模型去

计算所有数据集合内的点集，通过此方式计算出所有的点都被认为是正确的匹配点，一旦在此假设模型上匹配上的点数量达到一定阈值那么边认为该模型足够合理，如果在固定的次数之内模型能够匹配出的正确点过少则认为模型不成立，更新模型进行另一轮的检测与构建，如果满足阈值值用所有数据集合内的点去在该计算模型下验证，最后通过正确点和非正确点的错误率占比来评估模型的好坏。**RANSAC** 算法可能优化在于一旦发现足够好的模型就跳出主循环，以节约计算额外的时间复杂度，其方法的具体伪代码如算法 2.1 所示。

---

**算法 2.1** RANSAC 算法

---

**输入：** 数据集合  $G$ ，模型  $model$ ，阈值  $t$ ，迭代系数  $k$

**输出：** 环路结果集合  $model$

```

1. 初始化正确点集合  $Q$  为空；
2.  $model \leftarrow$  在  $G$  中随机选  $n$  个点构成初始模型
3. while 迭代次数小于  $k$ 
4.     for each  $v \in G$ 
5.         if  $model(v)$  正确
6.             do  $Q \leftarrow v$ ;
7.         else
8.             continue;
9.     end for;
10. end while;
11. if  $Q_L$  的数目小于  $d$ 
12.      $model \leftarrow$  在  $G$  中随机选  $n$  个点构成初始模型;
13.     goto 3;
14. else
15.     return  $model, Q_L$ ;

```

---

根据不同处理场景或者数据集合的情况，模型的阈值  $t$  需要根据集合  $d$  取合适的结果，同时可以根据理论结果推断迭代次数  $k$ 。 $P$  表示每一次迭代过程中随机选取出的点为正确点的概率，正确点概率在假设模型正确的情况下同时可以表示算法成功的概率。 $w$  为在整个数据集中选择一个正确匹配点的概率， $w$  数值等于正确点数目与数据集合点数目相除的结果。由于  $w$  的值没有办法提前确定<sup>[33]</sup>，所以需要给出一个具有鲁棒性的值，具体做法是首先假定模型一共包含  $n$  个数据点，则  $w^n$  是  $n$  个点为正确点的概率，那么  $n$  个点中至少含有一个错误的概率为  $1-w^n$ ，同时， $k$  次循序都不会选择到正确点的概率为  $(1-w^n)^k$ ，它与  $n$  个点中至少含有一个错误的概率是相等的，即有：

$$1 - p = (1 - w^n)^k \quad (2.8)$$

通过数学公式推算可以得到：

$$k = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - w^n)} \quad (2.9)$$

明显可以看出只有在  $n$  个点都是独立选择的基础上上式才成立，如果一个点被循环的多次重复选择到，那么便无法保证算法的正确性，因此需要对迭代次数  $k$  进行限制，通常算法对  $k$  的标准偏差定义为：

$$SD(k) = \frac{\sqrt{1-w^n}}{w^n} \quad (2.10)$$

RANSAC 存在缺点就是它的迭代次数没有上限，为了获得最好的模型可能导致迭代次数不断递增，此外，它需要针对不同的数据集设置不同的约束阈值，同时 RANSAC 针对一组数据值能得到一个模型，不存在可适配的次优解。

### 2.3.3 基于置信度传播的检测方法

置信网络(Belief Propagation)<sup>[35]</sup>通常也成为“子问题的消息迭代”，它是一种消息传递算法，经常被用于图模型的执行和推理中，例如在贝叶斯网络(Bayesian Network)和马尔科夫随机场(Markov Random Field)<sup>[36]</sup>中。它针对每个可被观察点的边际分布条件来计算该点的可信赖程度。置信传播算法在人工智能和信息理论中被广泛应用，并在许多应用中证明了经验的成功，包括低密度的核对码、涡轮编码等为题上解决了相近性和可满足性。在三维重建中，置信网络的应用算法可以理解处理针对如下的问题约束中。

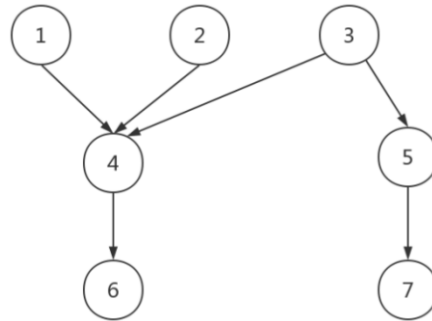


图 2.5 图像网络模型

Fig. 2.5 Network model of image

考虑一组图片数据结合，其中某一组点锁构成的网络模型如图 2.5 所示，其中每个点表示一张图像，据此构建马尔科夫随机场，其中网络具有的性质某个节点的概率分布之与其邻域内的其他店相关，与邻域外的点没有关系，马尔科夫随机场作为一个无向图，将其中的点分为已知观察点  $y_i$  和位置观察点  $x_i$ ，其中两者之间的互相作用因子用  $\phi_{ij}(x_i, y_j)$  表示，而  $\phi_i(x_i, y_i)$  表示其势能，一个马尔科夫随机场的联合概率分布函数<sup>[37]</sup>通过上述描述就可以表示为：

$$p(\{x\}, \{y\}) = \prod_{(i,j)} \phi_{ij}(x_i, y_j) \prod_i \phi_i(x_i, y_i) \quad (2.11)$$

这里置信传播算法就通过对马尔科夫随机场的每一个节点进行处理，通过消息传播

模型把自身节点的概率传递给相邻的节点，其传递模型如图 2.6 所示，通过多次的迭代，每个节点的概率将收敛于每一个固定的阈值内，如此确定节点是否为所需要的目标点。在置信传播算法中，消息的更新规则<sup>[37]</sup>为：

$$m_{ij}(x_j) = \sum_{x_i} \phi_i(x_i) \varphi_{ij}(x_i, x_j) \prod_{k \in N(i) \setminus j} m_{ki}(x_i) \quad (2.12)$$

相应的置信度的计算公式<sup>[37]</sup>为：

$$b_i(x_i) = k \phi_i(x_i) \prod_{j \in N(i)} m_{ji}(x_i) \quad (2.13)$$

在为每一个极点赋予初始值后，计算方程不用远着起点节点的边进行一层一层遍历的递归方式进行下去，而是随机的寻找某个相邻的节点进行计算，这样通过不断的重复这样的计算过程，每一次迭代都依赖与上一次的计算值能够提高计算效率，其代价小于暴力搜索。

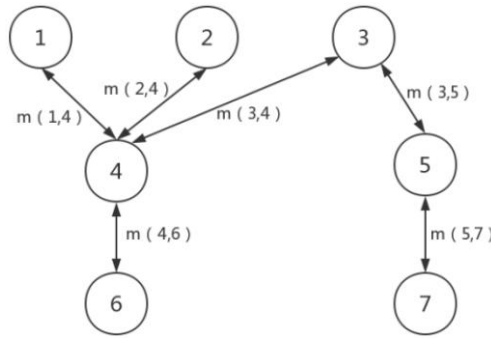


图 2.6 消息传递模型

Fig. 2.6 Model of message passing

虽然基于置信度的传播算法能够优化全局匹配检测的约束问题，但是其模型构件复杂，对不同的问题所考虑的随机选点迭代的方式不能够给出同时最优的方案。另一方面，对于含有环路的置信传播算法，其迭代次数的收敛问题目前仍不能给出证明，所以其阈值的设定任无法考量，需要通过不同次数的限定才能对一组数据给出结果，因而带来的实效性仍没有完备性。因此需要一种能够快速，高效的，准确的解决三维重建中因错误匹配关系而带来的噪声数据问题。

## 2.4 本章小结

本章主要介绍与本文相关的研究工作。主要包括三维重建过程的概述以及简要介绍了基于双目图像的重建技术和基于单目图像的重建技术，描述了两情境下三维重建的应用场景和优势，最后介绍了目前三维重建场景下对于图像关系的检测算法，分别是基

于特征子的检测方法、随机抽样一致性的检测方法和基于置信度检测的方法，描述了算法的过程和原理，详细给出了算法具体的应用场景和算法过程，阐述了算法的优点，同时指出传统的检测算法所存在的问题，以及为本文研究点的提出做铺垫。



## 第 3 章 背景知识与问题定义

在了解了三维重建的基本过程和图像检测方法的背景知识以及本文的主要研究内容和面临的挑战之后，本章主要叙述了目前图像检测的方法存在相应问题，接着描述了对支持本文约束检测的对极几何模型和相应的概念，最后给出本文针对三维重建中图像间的匹配关系的检测方法，并针对相关定义和具体的问题定义。

### 3.1 图像检测问题概述

本节内容主要介绍现有三维重建技术中针对含有噪声数据的处理方法，并分析现有技术的优点和缺点，引出图像关系检测问题和相应的问题定义。

通常，许多针对多序列图像的匹配问题都通过共估计两张影像图片来着手解决的。文献[40]提出一种结合 RANSAC 的小型解释器模型，从模型中的两个角度估计出的三维几何图形被用来估计照相的位置信息，从而提高了重建的质量，因此带来的代价是增加了更多的摄像头。这种方法存在明显缺点之一是，最初图像对的选择会影响重建的质量。文献[41]提出了一种基于结构协方差估计的启发式方法和 CIRC 的启发式方法，其一个弱点是添加新相机的迭代过程要受到不同的约束，因而最后的重建可能会受到摄像机添加的顺序的影响。



图 3.1 含有局部一致特征的图像关系

Fig. 3.1 Local approximate matching

将抽样一致性检测问题加入到 SIFT 特征提取中<sup>[42]</sup>，能够有效提高正确的特征点和匹配效率的正确性。通过像方和物方信息的确立整合多序列图像的构建方法<sup>[43]</sup>，利用分层的策略匹配对不同的匹配几何进行物理约束，能够剔除部分错误的匹配点，但是其所依赖的先验信息相对较多，没有预先的先验知识的匹配处理前提下并不太适用。以上方法虽然能够解决不同物体间图像关系问题，但是对于图 3.1 所示的近似物体或者同一物体间特征信息过多而导致的错误关系问题没有办法解决。文献[38]利用置信传播的方法，

通过使用概率推论的方法来确定图像中的相对方位关系，通过引入因子图的方式将马尔科夫随机场应用到全局的匹配检测中，虽然能够解决含有局部一致性的噪声问题，但是针对含有环路的数据集合表示中其迭代无法停止，需要限定阈值设定，同时其模型搜索时间长的问题仍需要解决。

## 3.2 对极几何模型

对极几何模型(Epipolar Geometry)<sup>[39]</sup>其描述的是两张图片间存在的映射关系，是空间中的点和图像间的构成关系，通过对极几何关系确定的像素点来还原真实的空间物体，两张图像中匹配上的特征点决定了图像的关系，而含有相同特征的不同目标物体的图像也能构成对极几何关系，正是这种错误的关系，使得在重建过程中对于图片的选择出现错误，进一步导致了最终结果的错误，错误的图像关系形成的对极几何关系导致了错误的重建结果，因此图像间关系的确认在重建中尤为重要。

对极几何是运动结构复原技术 SFM(Structure from Motion)<sup>[39]</sup>中的一种模型描述，SFM 是一种根据局部图像信息把二维图像序列恢复成三维结构的技术，对极几何构成了 2D 到 3D 的两图像转换的基本模型。当两个照相机从两个不同的位置观看 3D 场景时，真实物体点的信息和它们对二维图像的投影之间有许多几何关系，这导致了图像点之间的约束。这些关系的建立是基于这样一个假设，即摄像机可以被针孔摄像机模型所近似成像，其图像如图 3.2 所示<sup>[44]</sup>。

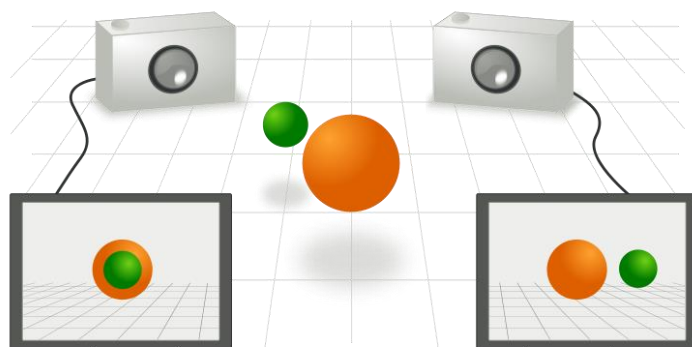


图 3.2 对极几何场景模型

Fig. 3.2 Model of Epipolar-Geoemtry

在图 3.3 中，描绘了两个照相机和相应被摄影图题所呈现的几何关系<sup>[44]</sup>。在真实的相机中，实际上是在摄像机对同一物体的交点中心的后面形成图像，并产生了一张照片，这是镜头的焦点中心的对称。为了简化问题的呈现，通常用一个“虚拟”的对极平面连接焦点中心，即连接每个照相机镜头的光学中心和相应物体的坐标点，以产生一个不被对

称改变的图像。 $O_L$  和  $O_R$  分别代表两个照相机的焦距中心。 $X$  代表了真实场景中的物体像素点。点  $X_L$  和  $X_R$  分别表示是  $X$  点在两个摄像机中心图片上的形成的投影交点。

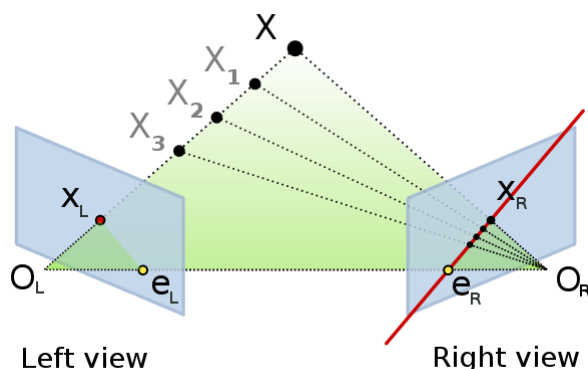


图 3.3 对极几何关系

Fig. 3.3 Relationship of Epipolar-Geoemtry

相应的需要阐述的在对极几何关机中对应的概念：

(1) 对极点：出于照相机镜头的焦距中心是不同的原因，每个真实图题的像素都分别投射到另一个相机的图像平面，在对极平面中焦距点连线和图像的交点由  $e_R$  和  $e_L$  表示，它们被称为“极点”或“对极点”。在对极平面中两个焦距中心  $O_L$  和  $O_R$  他们和两个对极点  $e_R$  和  $e_L$  都在同一个平面上， $O_L$  和  $O_R$  也在同一个平面上。

(2) 对极线：在左侧成像中，直线  $O_L-X_L$  是由两个个点所成像而成，它与相机的镜头光学中心有直接的关系，因而正确的照相机可以将这条线看作是它的图像平面中的一条直线。相应第对极点和  $e_L$  和投影点  $X_L$  所连成的线就承兑对极线，同理，点  $X_R$  和  $E_R$  也成为右边成像的对极线。

(3) 对极平面：为了更形象化的表示，考虑点  $X$ ,  $X_L$  和  $O_R$  形成的这个平面就叫做“对极平面”。对极平面暗示了每一个图片和相应相机焦距的关系，通过所有的极线和对极平面就可以锁定真实场景中三维点  $X$  的位置信息。

在对极几何关系推导模型中，两幅图像存在如下约束<sup>[40]</sup>：

$$x_L^T E x_R = 0 \quad (3.1)$$

其中  $x = K^{-1}X$ ， $K$  为相机内参矩阵， $X$  为像素坐标。矩阵  $E$  称为本征矩阵(Esential-matrix)表示是纯几何意义上的矩阵属性值，因为不同相机的内参由于光圈矩阵等信息不同所以造成的，通常也会定义基础矩阵  $F$ (Fundamental matrix)，基础矩阵包含了两个相机的内参数，即  $K$ ，可以将两台摄像机的图像关联起来，本征矩阵是单方面几何意义的，这位本文的约束提供了条件，具体的约束方法本文将在第 4 章和第 5 章给出，对极几何的本征矩阵提供了有用的信息。

通常  $E = T \times R$ ，这里  $T$  表示平移矩阵(Translation)， $R$  表示旋转矩阵(Rotation)，

跟据像素坐标系和相机转换参数，可以推导出像素坐标和世界坐标的转换关系：

$$X \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

其中第一个矩阵是相机内参矩阵  $K$ ,  $T$ ,  $R$  为对应平移矩阵和旋转矩阵,  $X(u,v,1)$  是图像中像素点, 对应的世界坐标是  $(X_w, Y_w, Z_w)$ , 由公式推导通过不同的  $X_i(u,v,1)$  就可以得出在一幅图像中的像素点在世界空间坐标系的对应坐标, 通过得到的世界坐标获得空间三维点云, 最终完成整个三维重建过程, 由此可见对极几何整个过程的承担着重要的地位和应用。

### 3.3 相关定义

**定义 3.1: 图像集对应的图结构。** 一个带权无向图  $G(V, E, W, R)$  代表一组图像数据集。  $V$  为无向图上的节点集, 代表每一张图像,  $E$  为无向图上的边集, 图像间具有足够多的特征点数则两点间构成一条边,  $W$  和  $R$  均为无向图上边的权重, 本文中权重  $W$  表示两张图像的特征点数目, 权重  $R$  代表两张图像的旋转矩阵。

**定义 3.2: 图像间的匹配关系。** 对图像间关系的具体定义如下:

局部一致关系: 对于图像集内的任意一条边  $e$ , 其特征点数达到局部匹配要求(即满足特征点数足够多), 表示两张图片含有足够数量的局部特征。图 3.4 分别表示不同物体和相同物体因为相似特征过多而造成的图像间错误关系。



(a)不同物体相似特征过多



(b)同一物体相似特征过多

图 3.4 错误的图像间匹配关系

Fig. 3.4 Wrong relationship of images



全局一致关系：对于图像集内的任意一条边  $e$ ，在其满足局部一致性的前提下，其对应的旋转矩阵  $R$  同时满足本文提出的环路约束，即两张图片在几张图像形成的环路结果下的满足约束条件。

正确的匹配关系：同时满足两种一致性的边集合  $E$  所确定的点集  $V$  为正确图像集，其余点集为噪声图像， $V$  中图像关系为正确结果。

### 3.4 问题定义

下面给出本文所研究的面向三维重建中图像集间的关系检测方法的问题定义，本文提出的方法考虑了两张图像在整体结构中的约束表现，对图像关系进行了具体的检测，提高了重建效果。

**问题 3.1** 对于目标重建的图像数据集，构建无向图  $G(V, E)$ ，通过检测将不满足全局一致性的边  $E$  剔除，将没有连边的顶点  $V$  剔除，在过滤后的图结构中，获得检测后的图像关系，其示意图如图 3.5 所示，将连检测后的图像关系进行三维重建，依靠点云形成的清晰程度来判断检测效果。

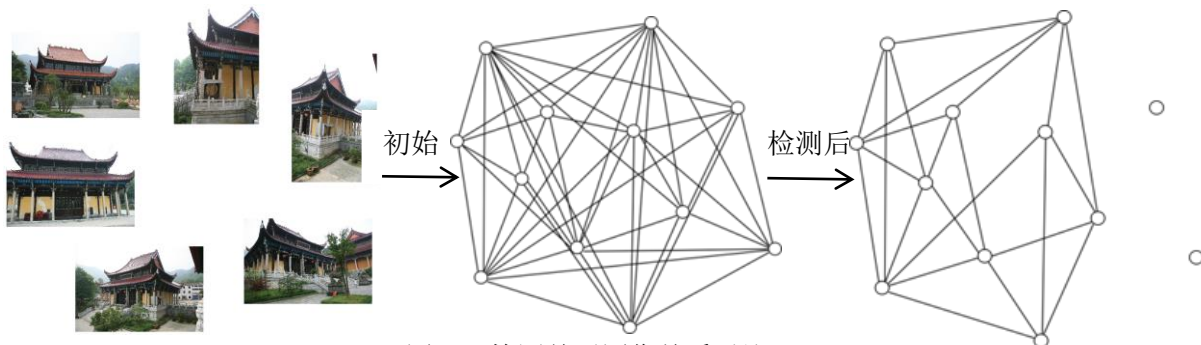


图 3.5 检测前后图像关系对比

Fig. 3.5 Comparison of images before and after testing

### 3.5 本章小结

本章分别介绍了目前检测方法的问题和对极几何关系。3.1 节介绍了目前针对三维重建中图像检测方法的优点和现存不足，接着 3.2 节给出了三维重建的应用中的对极几何关系模型，给出了对极几何模型中相关矩阵的概念，3.3 节给出重建过程中的相关定义，3.4 节给出本位针对重建中图像关系检测的形式化定义。



## 第4章 基于环路约束的检测方法

第3章详细介绍了本文的相关背景知识与相关的问题定义,在背景知识的基础之上,本章介绍了本文提出基于环路约束的检测方法和图像间关系的确认条件,解决了现有三维重建中图像匹配关系检测算法的缺点,更好的优化了因为不正确图像关系导致三维重建结果错误等问题。本文首先在4.1节给出数据集间图像关系的映射方法,同时给出有环无向图的顶点和边的定义。在4.2节给出环路约束的具体条件,检测不满足全局一致性的图像匹配关系,在4.3节中给出图像关系的确认算法,提出基于边表结构,同时给出相应关系确认方法。最后在4.4节中给出全章总结。

### 4.1 图像集间关系映射方法

在本小节中,主要介绍目标重建物体图像集的特点,概述了图像集中图像关系到有环无向图的构造特点,并给出相应方法,通过具体实例来说明对图像数据集进行无向图构建的具体方法。

#### 4.1.1 有环无向图的构造前提

通过第2章和第3章的叙述,本文已经分析了三维重建的包括特征描述子匹配和输入数据的结构特点,其中对于双目匹配中含有局部一致性的图像,由于其两视匹配中有太多能够满足匹配需求的特征点,不能被传统检测方法所鉴定,在最终重建结果中这些相似的图片构成的关系会使得结果变出现模糊等错误点云,所以需要一种更好的适应全局匹配的检测方法。

在本小节中,本文将针对这些问题,提出了适用于检测全局一致性的方法,具体实现为对图像数据集构建有环无向图,这一结构能够结合环和树的结构特点,其能够充分保证对于某一条边代表的匹配关系在整体的匹配结构下的正确性。在有环无向图上的某一条边上,实际表示两张图片的匹配关系,在双目匹配中两张图像可能包含一系列冗杂的匹配信息,包括基于物方和像方的先验信息、深度信息、特点描述子信息、光度平差等等,针对两视匹配的各种冗杂信息,有环无向图能够做到仅通过边的权重信息即可确认边所在环路正确性,为了满足算法的鲁棒性和简化性,本文算法省去多余两视匹配处理信息,仅使用特征描述子和对极几何关系确认全局一致性,做到最大可能的适应能力。同时,有环无向图像集的构造同样便于环路的确定,这为本文算法提出的基于环

路约束的检测方法提供了基础，无向图中的一条不包含重复点的回路即可能为一个环路，所以，有环无向图集合的构建，在解决局部匹配一致性的问题的同时，能够更好的提供环路的选择和环路约束的检测。

#### 定理4.1 三维重建的图像数据集一定可以构成一个有环无向图的图像集

证明：在第2章中，本文介绍三维重建的基本原理中，在一组针对同一场景的图像序列中，可以将每一张图像都可以看做是一个点，任意两点之间一定存在一种匹配关系，这种匹配关系无论对错其终可用一条连边来表示，并且根据现实数据的照片情况，各个图片间一定会形成一组组匹配成型的环装结构，这样才能复合重建数据的输入定义，并且由图像 $i$ 到图像 $j$ 的关系一定等同于图像 $j$ 到图像 $i$ 的关系，在此前提下，一定可以构造成功一个有环无向图的图像集结构。

本文为了使构造有环无向图结构集达到最高效，在满足所有图像集合均被匹配的情况下，使有环无向图尽可能的不要过大，同时另没有连通的图结构分为不同的无向图进行之后的分别处理，这样可以使之后对于全局一致性的检测更加快捷并且准确。本文的目的是通过构建无向图的结构来检测图像匹配关系的正确性，所以在第一步的图构建的方法中通过特征检测算法对图像的双目匹配做必要的处理来确定关系，同时，有环无向图的构建进一步为本文提出的基于环路的约束检测提供额模型基础。因此，我们能够成功根据不同的图像序列集合构建有环无向图的结构，并且为进一步的图像检测约束和环路选择提供了最优化的高效的结构基础。

#### 4.1.2 有环无向图的构造算法

在有环无向图的图像集合构建中，图像由顶点集合 $V$ 表示， $E$ 代表边集合，图像集中每一个顶点代表一张图像，如果顶点 $i$ 和顶点 $j$ 中存在足够多的特征描述子的话就认定在图像 $i$ 和图像 $j$ 之间存在一条连边，每条边所代表的权重值分别有特征描述子的数量 $n$ 和对极旋转矩阵 $r$ 代表。

本文选取这两个数据作为代表的依据是因为在有环无向图的构造中，图像中特征子的匹配数量可以决定两张图像的匹配程度，如果两张图像连基本的匹配数量都达不到的话那么，这两个图片一定不满足局部一致性，不必要对图像的关系进行处理，另外对极几何的旋转矩阵对于环路约束的检测模型是必不可少的，只有获得两张影像的旋转矩阵才能得到这条边在整个环路约束中的表现情况，用这两种权值的约束去构建的图结构，可以有效的去除不满足局部一致性的匹配关系，同时不需要额外的匹配信息也能够提高算法的鲁棒性。



构造无向图结构的算法过程可理解为，首先针对每一张图像，匹配数据集中的其他图像数据，这里利用通过SIFT算法来提取特征匹配点数目 $n_1$ ，对数目 $n_1$ 进行判断如果 $n_1$ 小于阈值 $\theta$ 则跳出循环，进行下一张图像的遍历，否则确定边关系，链接点 $i$ 和点 $j$ ，并记录相应边的权重 $n_l$ 和对应的对极几何旋转矩阵，接着进行下一次循环。具体算法伪代码如算法4.1所示：

---

**算法4.1 有环无向图的生成**

---

**输入：** 图像序列 $F$ ， $v_i, v_j$ 分别表示图像数据集中的某两张，匹配数阈值 $\theta$

**输出：** 构成的无向图 $G(V, E, N, R)$

---

```

1.  make  $G$  from input info
2.  while  $v_i \in F$ 
3.    while  $v_j \in F$ 
4.      do  $n_1$  and  $r \leftarrow \text{SIFT}(v_i, v_j)$ ;
5.      if  $n_1 \geq \theta$ 
6.        do  $e \leftarrow (v_i, v_j, n_1, r)$ ;
7.        do  $G \leftarrow e(v_i, v_j)$ ;
8.      else
9.        continue;
10.     end if;
11.   end while;
12. end while;
13. while  $v_i \in G \ \&\& \text{unvisited}[v_i]$ 
14.   start from  $v_i$  until  $v_j$ ;
15.   do  $G_i \leftarrow V(v_i, v_j)$ ;
16.   if not exited  $v$  can reach  $V(v_i, v_j)$ 
17.     return  $G_i$ ;
18.   end if;
19. end while;
```

---

通过算法4.1，已经知道了无向图的构造过程。图4.1给出在一组存在图像数据集和其中部分数据构成的实例的关系模型。在一组图像序列集中，一组由图像构建的无向图的示意图中，其中点 $v_1$ 到 $v_7$ 是某组数据样本，对于这7个点，其原始匹配情况如右边结构所示，我们设置在构建无向图的匹配阈值 $\theta$ 的值为32，从 $v_1$ 顶点出发逐一进行特征点数目匹配，并对匹配到的结果进行验证，如果其特征点数 $n_1$ 和 $n_2$ 均满足条件，我们确立边 $(v_1, v_2)$ 为一条局内边，同时存储下边 $(v_1, v_2)$ 所对应特征点数 $n_2$ 和旋转矩阵 $r$ ，遍历数据集能够得到所有匹配上的边集合，同时由于 $v_7$ 没有任何一条边能满足局内边的匹配约束，因此 $v_7$ 所带表的图像在这一步就被剔除掉，与 $v_7$ 所构成的图像关系不存在局部一致性所以直接舍弃。

在图4.1后边经过构建的无向图中，由于边 $(v_7, v_2)$ ， $(v_7, v_1)$ ， $(v_7, v_6)$ ， $(v_7, v_4)$ ， $(v_7, v_5)$ 均没有达到算法所要求的内点阈值，因而作为图像的点 $v_7$ 与其他图像数据没有任何相关性，它不满足局部一致性的要求所以直接可以将图像 $v_7$ 剔除，它将不再影响之后重建的三维效果。在整个有环无向图中，可以发现点 $v_6$ 的某些边如 $(v_6, v_3)$ ， $(v_6, v_4)$ 等边因不满足要求

被剔除，但是点 $v_6$ 仍然存在一些边和其他点有匹配关系，所以点 $v_6$ 可能是满足局部一致性但不满足全局一致性的点。在有环无向图中可以找到环路 $h_1=\{(v_1,v_2), (v_2,v_4), (v_4,v_3), (v_3,v_1)\}$ ，在此环路中可以根据每条边所带有的权重集合 $w_1=\{(n_1,r_1), (n_2,r_2), (n_4,r_4), (n_3,r_2)\}$ ，每条边所对应的权重可以用来解决环路中的点是否满足全局一致性的要求。同理，在环路 $h_6=\{(v_1,v_6), (v_6,v_5), (v_5,v_3), (v_3,v_1)\}$ 中，点 $v_6$ 的全局一致性就可以通过相对应的权重集合 $w_6=\{(n_1,r_1), (n_6,r_6), (n_5,r_5), (n_3,r_3)\}$ 来进一步进行确认，这样，通过有环无向图的构建能够提供一种更简洁的模型确认图像间关系。

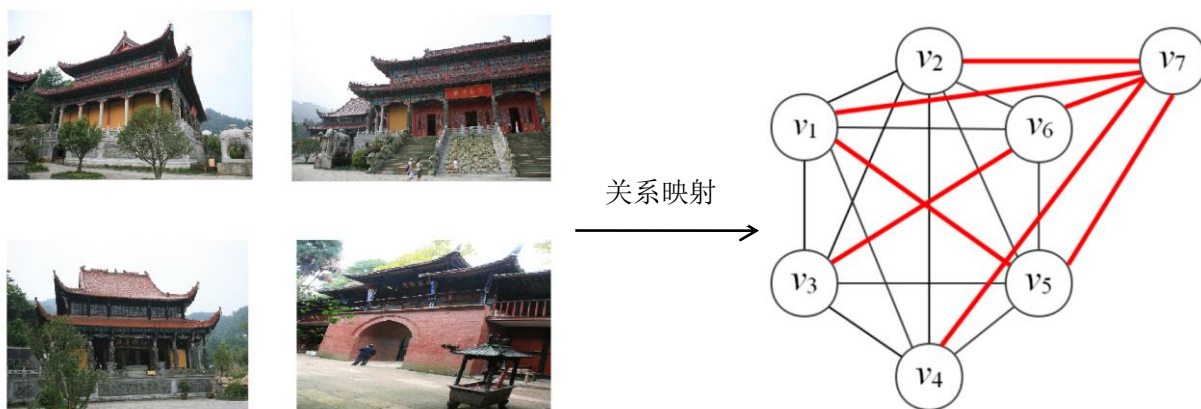


图 4.1 一组图像构成的映射关系

Fig.4.1 An example of graph network

通过有环无向图的构建，一组图像序列被重构为图模型的结构，每两张图的关系由相应点的连边所确定，通过特征点数目对图像数据集进行第一步剔除，即直接剔除不满足局部一致性的图像，将图像数据集内非目标重建物的图像剔除，通过边权值特征点数和旋转矩阵的计算，对于无向图内存在的满足局部一致性但不满足全局一致性的图像，可以进一步加以约束。总的来说，有环无向图的构建为基于环路的图像检测算法提供了基础和保证，接下来我们对形成的有环无向图做进一步的全局约束检测，判断图像间的关系是否正确。

## 4.2 基于环路的约束条件

在4.1节中，已经对图像序列在有环无向图中的特点和功能做了一系列的描述和检测，在第一步中就直接剔除不满足局部一致性的图像和图像关系，但是在无环图中存在的图像关系中，可能包含一些“假的”图像关系，这些关系或图像能够满足局部匹配点的正确性，却无法在全局匹配中的一致性，所以针对全局一致性的检测问题是本节的重要解决问题之一。

本章节给出基于环路约束的理论模型，给出在环路中两张图像的匹配关系可以根据

对极几何所提供的旋转矩阵来进行环路的约束，同时给出约束的具体定义、具体条件和满足全局一致性的标准。

在对极几何约束的匹配环路中，我们令 $i, j$ 为两张相匹配的图像，如图4.2所示为图中某一条边所在环路。则边 $e=(i, j)$ 的关系可以理解为从图像 $i$ 到图像 $j$ 通过平移和旋转而得到的，从图像 $i$ 到图像 $j$ 的平移和旋转矩阵分别表示为 $T_{i,j}$ 和 $R_{i,j}$ ，这两个参数都可以通过对极几何模型中提供本征矩阵所提供的，但是针对平移矩阵，由于每张图像的平移具有不可约束性，无规律可循<sup>[30]</sup>因此暂不作为参考依据，本文只针对旋转矩阵 $R_{i,j}$ 的信息做分析和约束。

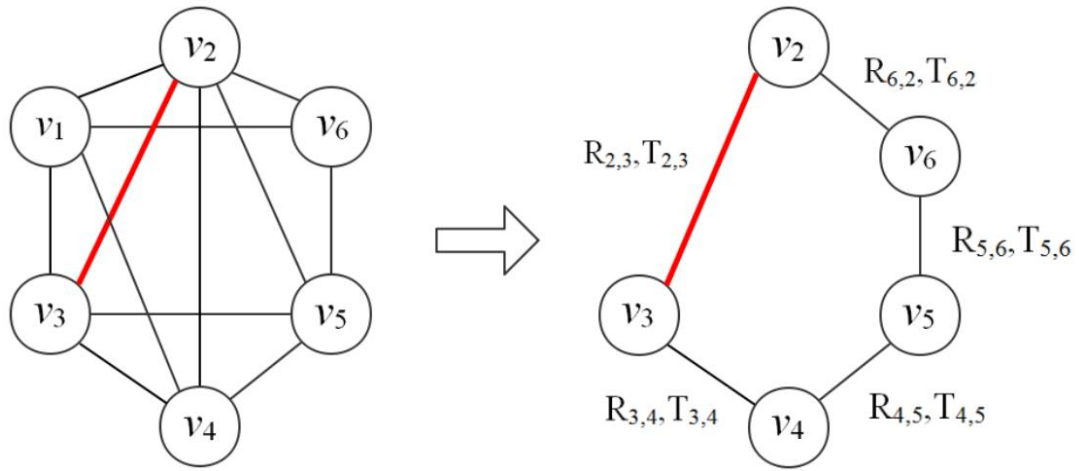


图 4.2 边所对应的某一环路

Fig.4.2 A cycle of view-pairs with weight of edge

矩阵 $R_{i,j}$ 是根据图像 $i$ 到图像 $j$ 的旋转取得的，因此矩阵 $R_{i,j}$ 一定是具有可逆性的，进而矩阵 $R_{j,i}$ 的值也是可以确定的，从矩阵的乘积变换上讲我们可以近似的认为 $R_{i,j}=R_{j,i}^{-1}$ ，即从图像 $i$ 到图像 $j$ 的旋转和从图像 $j$ 到图像 $i$ 的旋转可以理解为单方面的矩阵乘积变换，因为根据公式可以得到：

$$V_i \times R_{i,j} = V_j \quad (4.1)$$

$$V_i \times R_{i,j} \times R_{i,j}^{-1} = V_j \times R_{i,j}^{-1} \quad (4.2)$$

整理公式4.2可以得到：

$$V_i \times I = V_j \times R_{i,j}^{-1} \quad (4.3)$$

$$V_i = V_j \times R_{j,i} \quad (4.4)$$

因此，本文约定 $R_{j,i}$ 等于 $R_{i,j}$ 的逆。对于不同方向所求得的结果，可以通过求逆矩阵的方式直接获得不同方向上的结果，所以有环图的无向问题就可以不用过多的赘述及考虑。

在一组图像序列经过无向图生成后的数据集用 $G=(V,E)$ 表示，对每一条边 $E=(i,j)$ 来

说都有一个确定的矩阵值 $R_e=R_{i,j}$ ，因此我们可以从图 $G$ 中确定边 $E$ 所存在的某一条环路，表示为 $L_{ei,j}=\{e_1,e_2,e_3,e_4,\dots,e_1\}$ ，环路才从边 $e_1$ 开始到回到边 $e_1$ 结束，其对应的旋转矩阵的表示为 $R=\{R_{e1},R_{e2},R_{e3},R_{e4},\dots,R_{e1}\}$ 。如图4.3所示，其中包含 $v_2,v_3$ 点所构成的边 $(v_2,v_3)$ 的一条环路如右边图像所示，其构成的环路旋转矩阵集合为 $\{R_{2,3},R_{4,5},R_{3,4},R_{5,6},R_{6,2}\}$ ，集从图像 $v_2$ 开始经过一系列点的旋转能够回到图像 $v_2$ 集合。

仅考虑旋转的约束，如果环路中存在的点均为同一物体的照片数据时，不存在其他噪声数据或者相似图片，图像间的关系存在这样的约束，即所有图像间的旋转矩阵的乘积约束可以根据公式来定义：

$$R_{i,j} \times R_{j,j+1} \times \dots \times R_{k,l} R_{k,l+1} R_{k,l+2} \times \dots R_{l+m,n} \times R_{n,i} = I \quad (4.5)$$

其中 $I$ 表示单位矩阵，公式可以理解为在不存在噪声的环路中，各点之间的旋转矩阵的乘积的和应该近似于单位矩阵，即在环路 $L=\{e_{2,3},e_{2,3},e_{2,3},e_{2,3},e_{2,3}\}$ 中边 $(v_2,v_3)$ 满足全局一致性的匹配关系，点集 $\{v_2,v_3,v_4,v_5,v_6\}$ 是一组正确解。图像间旋转矩阵和旋转角度间的关系<sup>[35]</sup>为：

$$\cos \theta = \frac{1}{2} \times (tr(\Delta R) - 1) \quad (4.6)$$

其中， $tr(\Delta R)$ 是旋转矩阵的迹，它表示矩阵中主对角线上各个元素的总和。 $\cos \theta$ 表示图像的旋转的角度。单位矩阵 $I$ 的迹为3，所以其值理论上 $\theta$ 的值应该为0。则当 $\theta$ 的值过大则环路中一定存在一个错误的匹配关系，据此，我们给出基于环路约束的检测方法，判断环路中的边在满足局部一致性的前提下，是否满足全局一致性。

本文定义在一个环路 $L$ 中其环路旋转矩阵的乘积值与单位矩阵的差值为：

$$d_L = \arccos(\frac{1}{2} tr(\prod_i^{Ln} R_i) - 1) \quad (4.7)$$

考虑到随着环路中图像的增加，旋转矩阵的乘积存在的计算等噪声误差也会增加，本文依据文献[30]提出的旋转偏差特性，正确关系图像间旋转矩阵的计算偏差度数与图像个数存在关系，即设定阈值 $\beta \approx \sqrt{n}$ ， $\beta$ 为计算偏差度， $n$ 为环路的长度，即包含节点个数，当 $d_L$ 小于 $\beta$ 时边 $e_i$ 在当前环路满足全局一致性，当 $d_L$ 过大时则表示不满足，由于一条边可以出现在很多环路当中，仅通过一条边所在的一条环路无法环路中哪条边出现匹配错误，因此要尽可能多的考量这条边所在的所有环路的一致性关系，本文定义边所体现正确性的权值为 $w$ 且初始化为0。

综上，我们定义基于环路的约束条件为：

(1) 对于边 $e_i$ 和它所在的某一条环路 $L_j$ ，当环路旋转矩阵乘积差值 $d_{Lj}$ 小于阈值 $\lceil \beta \rceil$ 时，认定在环路 $L_j$ 存在的边均满足全局一致性，同时更新该条环路下的边 $e_i$ 的 $w$ 值加1。

(2) 对于边 $e_i$ 和它所在的某一条环路 $L_j$ ，当环路旋转矩阵乘积差值 $d_{L_j}$ 大于于阈值 $\lceil \beta \rceil$ 时，认定在环路 $L_j$ 中存在不满足全局一致性边，该条环路下的边 $e_i$ 的 $w$ 值不变。

(3) 对于一条边 $e_i$ 和其对应的环路集合 $D\{L_i, L_{i+1}, \dots, L_n\}$ ，当边 $e_i$ 在所有环路下中考量后的权值仍为0，该边为误匹配边。如果一个点没有任何一条边满足全局一致性，那么该点为误匹配点，须剔除。

图像间的旋转矩阵的计算的过程就是三维重建成像过程的逆过程，具体过程为算法4.2所示，我们通过提取过程中获得的基础矩阵 $F$ (Fundamental Matrix)，通过分析相机提供的内参矩阵，由公式 $E = K^T \times F \times K$ ，可以通过基础矩阵 $F$ 得到本征矩阵 $E$ (External Matrix)，通过对本征矩阵 $E$ 的奇异值分解<sup>[24]</sup>，可以得到图像间的旋转矩阵，对于数学的推理证明不是本文的研究重点，所以本文对旋转矩阵 $R$ 的提取，直接使用奇异值分解的方法完成旋转矩阵的计算。

---

**算法4.1 图像间旋转矩阵计算**

---

**输入：** 无向图 $G$ ， $v_i, v_j$ 分别表示图像数据集中的某两张，焦距 $f$ ，

**输出：** 图中边对应的旋转矩阵 $R$

---

```

1.  extract  $v_i, v_j$  from  $G$ ;
2.  while  $G$  exist  $e$ 
3.      if  $e(v_i, v_j) \in E[G]$ 
4.          if exist  $R_{j,i}$  in  $R$ 
5.              do  $R_{i,j} \leftarrow R_{j,i}^{-1}$ ;
6.          end if;
7.          if number of  $e(v_i, v_j)$  satisfy constraint;
8.              do  $F \leftarrow$  extract FunMat in  $e(v_i, v_j)$ ;
9.              do  $K \leftarrow$  camera with  $f$ ;
10.             do  $E \leftarrow$  extract from  $F$ ;
11.             do  $R_{i,j}, T_{i,j} \leftarrow$  SVD( $E$ );
12.             make  $R_{i,j}$  in  $R$ ;
13.          else
14.              continue;
15.          end if;
16.      end while;
17.  return  $R$ ;
```

---

通过算法4.1，在给定环路的情况下，在第一步经过局外图像点的筛选过后，对图像中存在的不满足全局一致性的图像关系进行检测，若边所存在一条环路满足约束条件，那么环路中的相应的边都为正确的匹配关系，通过环路的约束条件可以确定能够满足全局一致性的图像点，以此方法来剔除掉那些隐藏在数据集中的“假照片”，达到优化重建效果的目的，通过构建的图像关中边和环路的确认，能够做到检测图像间匹配关系的目，本文将在下一节给出具体的确认方法。

## 4.3 图像关系确认算法

本小节主要介绍在确认环路约束的规则之后，针对边和环路构成的关系主要介绍对于边和对应环路检测需要优化的原因，给出通过对满足约束条件的边权值的情况判断边的真确结果的确认方式，同时给出基于边表的结构和一种回退遍历的确认方法。

### 4.3.1 边和环路结构关系分析

在4.2小节中，我们提出了基于环路的约束方法，提供了每一条边和其所在的某一条环路的约束关系，同时指出对于每一条边需要计算所有的环路才能得到更加可靠的计算结果，如此一来计算的代价大部分被消耗在计算边与环路的关系中，暴力搜索的代价需要更好的解决办法来避免。

本文选择构建这样的关系模式，对于数据集 $G=(V,E)$ 的每一条边和可能存在的环路，都以一个节点的形式表示在图的结构中，其中对每一条边节点指向其对应的出现的环路节点，所以解决计算检测的问题就转化为如何处理关系的映射问题，如图4.3所示为一组可能的关系的代表模型，其中 $E_i$ 和 $E_j$ 表示数据集 $G=(V,E)$ 中的边， $D_{Li}$ 为边 $E_i$ 所对应的某一条环路，带有箭头的直线表示该条环路属于相应的边，同时每个环路都包含相应的边，边和环路构成了层状结构。

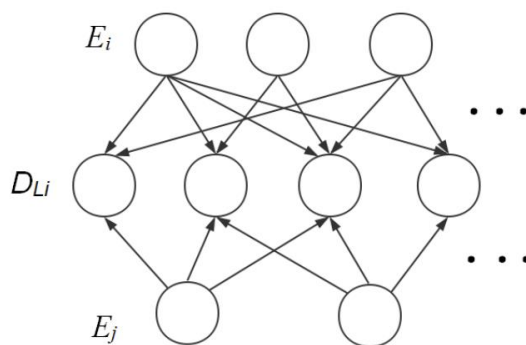


图 4.3 边和对应环路的关系

Fig.4.3 Mode of edge and the loop

在复杂图结构中，一条边可能对应太多的环路，环路与边之间的选择会造成时间的消耗，每一条边需要确认所有的环路约束值，针对此问题，本文给出相应的解决办法。

### 4.3.2 基于边表结构和确认算法

基于前一小节的分析，我们能够看出每一条 $E_i$ 所对应的环路集合 $\{D_{Li}, D_{Li+1}, \dots, D_{Ln}\}$ 都呈现一对多的关系形式，一组图像数据集 $G=(V,E)$ 的所有边所对应的环路总和一定能

包含所有的点，同时一个环路会包含很多重复的边，这些重复的边集会加剧搜索的冗时性，边和环路的对应的存储结构的例子如表4.1所示：

表 4.1 边和环路对应结构

Table 4.1 Edge and loop structure

| 边     | 回路   |
|-------|--|
| $E_1$ | $\{D_{L1}, D_{L2}, D_{L3}\}$                 |
| $E_2$ | $\{D_{L1}, D_{L2}, D_{L3}, D_{L4}, D_{L5}\}$ |
| $E_3$ | $\{D_{L5}, D_{L6}\}$                         |
| $E_4$ | $\{D_{L3}, D_{L4}, D_{L5}, D_{L6}\}$         |
| $E_5$ | $\{D_{L2}, D_{L4}, D_{L5}, D_{L6}\}$         |
| $E_6$ | $\{D_{L1}, D_{L3}, D_{L4}, D_{L5}, D_{L6}\}$ |

显而易见，根据这种边和环路的对应关系，要确定所有的边是否满足组环路约束的条件，那么必须遍历所有含有重复的环路集合，同时对于环路的存储来看，相同的环路被存储多次，无论在时间还是空间上都无法达到令人满意的程度，基于此，本文给出一种边与环路的结构来优化整个环路的搜索问题，本文称这种结构为边表结构，其部分数据如图4.6所示：

表 4.2 边表存储结构

Table 4.2 Structure of side-table

|       | $D_{L1}$ | $D_{L2}$ | $D_{L3}$ | $D_{L4}$ | $D_{L5}$ | $D_{L6}$ |
|-------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| $d_L$ | 1.51     | 1.26     | 1.93     | 1.81     | 19.12    | 9.96     |
| $E_1$ | 1        | 2        | 3        | 3        | 3        | 3        |
| $E_2$ | 1        | 2        | 3        | 4        | 4        | 4        |
| $E_3$ | 0        | 0        | 0        | 0        | 0        | 0        |
| $E_4$ | 0        | 0        | 1        | 2        | 2        | 2        |
| $E_5$ | 0        | 1        | 1        | 2        | 2        | 2        |
| $E_6$ | 1        | 1        | 2        | 3        | 3        | 3        |

边表结构是由一张二维数组构成，数组行表示边 $E_i$ ，列表示每个边是否存在于环路 $D_{Li}$ 中的权重，因为对于一个环路而言其中的每条边所对应的环路旋转矩阵的乘积应该一样，因此用第一行表示环路对应的旋转差值 $d_L$ 值，二维数组内的值表示该条边出现在当前环路的 $w$ 值，次数越大表示改变越可靠，反之不可靠，每搜索一次边的权重都更新一次，直到遍历完二维数组中所有值为止，通过边表的建立能够有效减少存储的空间复杂度，同时能够提高搜索的速度。

在本文的算法中主要通过借鉴回溯思想的方法，提出一种回退遍历的方法来解决边

表结构的具体确认规则，下面具体介绍边表结构的具体填写算法。

边表结构的回退算法具体描述为：首先确定一条边 $E_1$ 所在的环路 $D_{L1}$ 和对应的 $d_L$ 值，判断 $D_{L1}$ 环路中存在的边集合 $\{E_1, E_2, E_6\}$ ，如果 $d_L$ 值小于阈值 $\beta$ 将相应的二维数组的值加1，不存在于环路 $D_{L1}$ 的其他边值不改变，继续寻找边 $E_1$ 的存在的环路，重复此过程，直到找不到边 $E_1$ 完环路为止，此时回退到边 $E_1$ 所在最近环路 $D_{L3}$ 出现的边 $E_2$ 对此边进行环路搜索，重复上述步骤，直到边 $E_2$ 环路都被遍历完，在回退到边 $E_2$ 出现的最后一个环路的下一条边，重复此过程，一直到所有边都无法找到存在的环路时，完成搜索。算法的具体描述如算法4.2的伪代码所示：

---

**算法 4.2 边表结构的确认算法**

---

**输入：** 图像数据对应的有环无向图 $G=(V,E)$ ，环路阈值 $\beta$

**输出：** 边表结构的二维数组 St[]

```

1.  according to input, get edges set E;
2.  do St[]  $\leftarrow$  init 0;
3.  chose  $E_1$  and  $D_{L1}$  where  $E_1$  exist;
4.  while  $E_1$  exit next  $D_{L2}$ 
5.      do  $d_L \leftarrow D_{L2}$ 
6.      if  $d_L < \lceil \beta \rceil$ 
7.          update St[E]  $\leftarrow$  judege  $E \in D_{L2}$  plus 1 or  $E \notin D_{L2}$  plus 0
8.      end if;
9.  end while
10. if exit  $E_1$  is not visited
11.     back to  $E_1$  exited  $D_{L1}$  and visited[ $E_1$ ]
12.     find next  $E_2$ 
13.     goto 4 line;
14. else
15.     all edges is visited,result can be confirmed;
16.     return St[];
```

---

通过算法 4.2，完成了对边表结构的构建，如图 4.6 所示的结构中从边  $E_2$  开始在找到边  $E_1$  存在的环路  $D_{L1}$  中其  $d_L$  值为 1.91，相应的环路  $D_{L1}$  由边 $\{E_1, E_2, E_6\}$ 构成所以相应的二维数组的值加 1，而其他的边不存在于这个环路当中，值不变，则环路  $D_{L1}$  所在列的所有值被确定，进行下一步操作直到边  $E_1$  在处理完环路  $D_{L3}$  后，再找不到存在环路，此时回退一步到环路  $D_{L3}$  列包含  $E_2$  的情况，继续重复此过程，直到最后一条边  $E_6$  也被遍历完成，至此二维数组内的所有数据都被处理完毕，整个边表结构内边所对应环路的数值被全部确认。

最后通过遍历一次边表结构中边所在环路的关系值，判断边是否满足环路约束条件，对于不满足的边，将两张图像之间关系取消。最后对于一张没有与其他图像有任何联系的图像，我们视它为噪声图像，直接剔除。对于错误的匹配关系，我们予以标记，对之后的重建步骤，不予以重建。



通过边表结构中，边的权值表现我们可以确认图像数据集和中正确的关系，对检测后的图像集合无论进行增量式重建还是批处理式重建都不会导致错误重建结果。

## 4.4 本章小结

本章中，一共介绍了三个部分：首先介绍有环无向图的特点及其构造方式，提出图像数据可以根据之间的匹配构建成有环无向图的结构，并在匹配关系时利用图像间特征点数目检测算法进行噪声点的第一步剔除，防止有不满足局部一致性的关系被确定，并给出了其构造算法，接着提出了本文的基于环路约束的检测方法，在一组图像形成有环无向图的结构关系中不含错误关系的环路，其旋转矩阵的乘积应该满足接近于单位矩阵，并进一步印证了其理论依据，最后阐述边和环路的结构关系，同时给出了一种基于边表结构的回退遍历方法，确认正确的图像间的匹配关系。



## 第 5 章 环路检测的改进与算法优化

第 4 章介绍了图像集合中匹配关系的检测方法，给出了有环无向图的结构特点、构造方法和基于环路的约束条件，同时定义了一种边表结构来检测整个图集中边与环路的关系并给出其确认方法。通过方法的建立，有效的构建出一种能够检测全图像之间具有全局一致性的关系模型，解决了传统方法中无法分辨图像间局部一致性的匹配问题，通过边所在环路的旋转乘积表现判断匹配正确与否。在解决了约束模型构建和检测方法的问题之后，另一个明显存在的问题就是随着图像中环路情况复杂加剧，如何处理好环路的选择是必须要考虑的，因此本章节就针对如何解决环路选择的问题进行进一步阐述。首先，本章在 5.1 节中分析了为什么要提出基于生成树的来解决环路的选择问题，其次，在 5.2 节中给出了基于贪心的基本环路选择方法，最后，在 5.3 节中，在此基础上给出了一种优化的基于区域性选择环路的检测算法，并给出了具体的构造算法，进一步优化了关系检测方法。

### 5.1 图像环路选择问题分析

在第 4 章中，本文已经描述了图像集合中通过图像与图像之间的关系，构成有向无环图的模型结构，同时指出，边的正确性需要依靠环路的信息来确认，因此，环路的选择对于结果的生成尤为重要。但是，真实三维重建的还原场景中，一般重建图像集合的数量通常多而且复杂，相对较少数据集而言其环路在有向无环图中的确认还可以通过穷举遍历的方式去确认，但是对于相对较大的场景而言随着图片数据的增加，其图像结构的复杂度也随之增加，如图 5.1 所示：

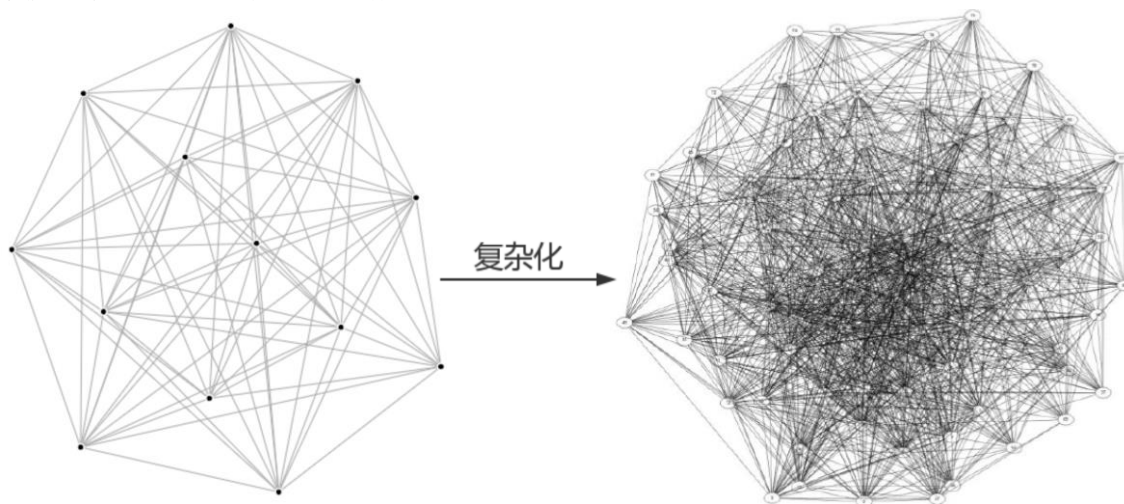


图 5.1 复杂的图像结构

Fig.5.1 An example of complicated image data

由图可见,在图像数据量较小的情况下,通过枚举遍历的方法可以确认每一条所在的每一个环路,但当图像数据量增大后,理论上通过穷举方法可以更准确的确认边和环路的关系,但是这带来的时间消耗一定是难以承受的,因此,需要一种更快捷的方法在有向无环图中选出具有代表性的环路。

寻找环路的问题最经典的即旅行商 TSP(Traveling Salesman Problem)问题,它是指对于  $n$  个城市之间,一个旅行商能够不重复的走完其余  $n-1$  个城市并回到一开始出发的城市原点,在所有可能满足条件的环路中找到长度最短的一条遍历路径,这条路径的求解就是解决旅行商问题的关键。而相对于 TSP 问题,基于环路约束的约束选择问题略有不同,在本文的研究问题中,对于无向图集合  $G=\{V,E\}$  中,我们需要找到尽可能多的环路集合  $D_L=\{L_1, L_2, \dots, L_n\}$  能够包含点集  $V=\{v_1, v_2, \dots, v_{n-1}, v_n\}$ , 环路  $L$  中每个点  $v$  仅出现一次,每一条环路  $L_i$  对于包含点的数目并不做限定,即每一个环路  $L=\{e_1, e_2, \dots, e_{n-1}, e_n\}$ , 问题描述为在  $G=\{V,E\}$  中选择环路集合  $D_L$  包含所有点集  $v$ , 且每一个环路  $L_i$  对应一组边  $E$ , 根据环路的选择对三维重建的边的匹配关系进行正确性检查。

## 5.2 基于生成树的环路选择方法

对于无向图中环路的选择,本文采用生成树的方法来解决。一个生成树  $T$  是指包含了图中所有顶点的一个极小联通子图,树内的所有顶点均连通,同时由于生成树的生成方法并不唯一,从不同的顶点出发进行遍历可以得到不同的生成树,并且生成树通常分为最大生成树和最小生成树,其区别是针对分别选择树边权值的大小而定的。本文基于生成树的方式解决环路选择问题

### 5.2.1 贪心的构造生成树

在三维重建中图像数据的关系检测中,本文于第 4 章提出的有环无向图中,通过两张图片间的特征描述子的匹配数目作为边的权重之一,目的就是要给有环无向图赋予权重值,通过权重值来确定生成树的选择问题,本文采用最小生成树的模型来构建生成树,因为对于图像与图像之间的匹配数目越少,其可能存在问题可能越大,非树边的提供的环路更加具有代表性。

本文采用的算法是一种基于贪心的选择方法,算法的过程描述为,从任意的顶点  $v$  开始逐渐生成结果,知道该结果覆盖了所有的顶点集合,在每一步的选择中,从不在生成树当中的节点集中,选择一个节点加入生成树中保证生成树不包含环路,同时这条边与生成树的连边的权值是最小的,重复这个过程,直到所有点被选择为止,每次添加到

生成树的边都是最小，因此可以看做是贪心的选择方法，图 5.2 给出了生成树构建的一个基本过程：

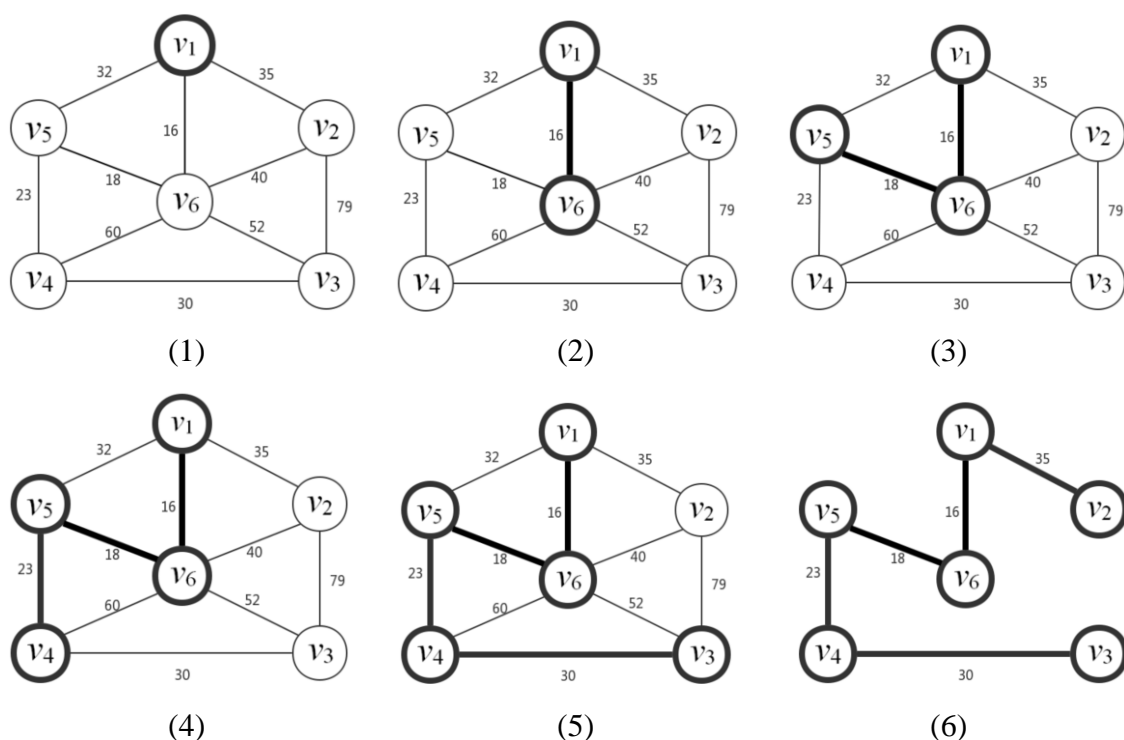


图 5.2 生成树构建过程  
Fig.5.2 Process of Spanning tree

图中可视，一条最小生成树的形成由五步组成，图中边的权重是两张图片的特征点点匹配数，由初始节点  $v_1$  开始不断地添加最小的边通过遍历所有顶点，首先选定  $v_1$  节点，在顶点集合  $\{v_2, v_3, v_4, v_5, v_6\}$  中选择可达生成树集合的最小权值并且不会导致生成树形成环路的点，即  $v_6$  加入生成树集合  $\{v_1, v_6\}$ ，接下来点  $v_5$  被选入生成树集合，以此类推知道图像集合中所有点被加入生成树集合中，完成整个树的建立，因为算法是根据顶点来搜索的，所以其时间复杂度为  $O(v^2)$ ， $v$  是顶点的个数因为算法的处理和边没有关系，而三维重建的图像数据集的所形成的有环无向图是由边数过多于点数的结构构成，所以算法能够有效解决图结构的生成树选择问题。

根据生成的最小生成树，可以进行进一步的环路选择。本文通过确认生成树内的非树边(出现在图  $G$  中但不出现在生成树中的边)，把非树边对应的顶点连接，在生成树中就会生成一条环路，且此环路在整个生成树中唯一，因而生成树有多少条非树边就会对应多少环路，对应的具体方法描述本文将在 5.2.2 节中给出。

最小生成树的构建为环路的选择提供了基础，并且基于顶点贪心的方法有效解决了强联通图的稠密边构建生成树的时间冗余，具体构建方法如算法 5.1 所示。

---

**算法 5.1** 基于贪心选择的生成树构建算法

---

**输入：**图  $G(V, E)$ , 最小优先队列  $Q$ , 初始节点  $r$

**输出：**最小生成树  $T$

```

1.  init min_queue  $Q$ , do  $Q \leftarrow \text{all } v$ ;
2.  init spanning tree  $T \leftarrow r$ ;
3.  init  $G(V, E)$  with number  $n$  of opints in iamges;
4.  for each  $v \in V[G]$ 
5.    do value[ $v$ ]  $\leftarrow n$ ;
6.    do  $Q \leftarrow v$ ;
7.  end for;
8.  while  $Q \neq \emptyset$ 
9.    for each  $u \in \{G[v]-T[v]\}$ ;
10.     do  $u \leftarrow \text{extract min in } Q$ ;
11.     if  $(u, v)$  can not make a loop &&  $v \in T$  &&  $u \in G[v]-T[v]$ 
12.       do  $T[E] \leftarrow (u, v)$ ;
13.       do  $T[v] \leftarrow u$ ;
14.     end if;
15.   end for;
16. end while;
17. return  $T$ ;

```

---

### 5.2.2 环路选择和图像关系确认

图 5.3 给出了对应的生成树结构和生成树内部分非树边对应的环路情况。从  $v_1$  顶点出发, 能够得到的一个包含所有顶点的生成树结构, 可以看出所有顶点均相连, 且不存在环路, 基于此, 本文给出选择环路的方法, 即通过生成树种的每一条非树边来确定环路, 在生成树中, 每一条非树边相连后, 都能存在一条环路, 且环路之间的路径并不重叠, 通过一次生成树的构建就能够确定一组环路集合, 在通过多次生成树的选择就可以确定最终的环路集合。

图中展示的一个生成树中, 部分非树边跟生成树内的环路点相连, 构成的路径就能够形成一条环路, 即由六个顶点构成的一个生成树中一共有 5 条非树边, 对应 5 条环路, 因此, 环路的选择问题就通过生成树中的非树边所确定, 通过不同的生成树的生成方法就能够得到最终环路的选择, 接下来本文给出生成树的具体环路选择算法。

针对一个生成树中非树边的环路选择问题, 我们采用基于深度优先遍历的算法来解决, 即对于一棵生成树  $T$  的非树边集合  $\{e_1, e_2, e_3, \dots\}$ , 我们遍历每一条非树边  $e_i(v_i, v_j)$ , 从  $v_i$  节点出发采用递归的方法, 对所有  $v_i$  在生成树  $T$  内可达节点  $adj[v_i]$  进行深度优先遍历, 当  $adj[v_i]$  可达并且没有被访问过时, 我们将节点存到环路结果  $L_i$  中, 并将  $v_i$  更新为  $adj[v_i]$  进行下一次递归, 如果  $v_i$  没有可达节点则将环路  $L_i$  中存的当前节点弹出栈, 并回退到上

一步节点继续，直到搜索到非树边的另一个节点  $v_j$  为止，最终环路  $L_i$  中存的节点就是非树边对应的环路。

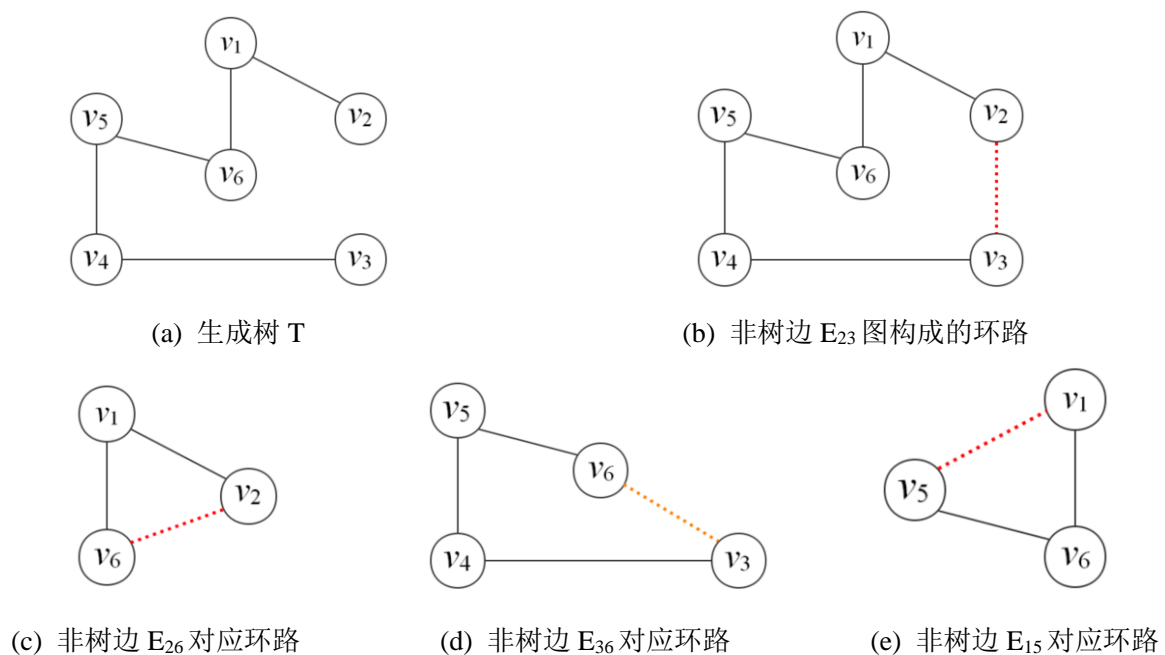


图 5.3 部分非树边构成的环路

Fig.5.3 Loops of not-tree-edge

在确定以非树边决定环路的方法后，我们进一步制定优化边表结构的操作。即在通过一条非树边确认回路后，我们更新二维数组中的值，当回路的旋转矩阵的乘积值与单位矩阵的差值的度数小于  $\beta$  时，我们把该回路所有的边所在的值都加 1，否则不进行操作，遍历完所有非树边的同时我们就确认了所有边所在回路的权值，如此确定该边是否满足全局一致性，具体如算法 5.2 所示。

通过生成树确定环路的方法，能够有效解决连通图的环路搜索问题，对于全环路选择的问题，虽然能够通过枚举求出所有环路，但是对于三维重建中图像数量和图像间形成的接近强联通图的关系，其时间复杂度是随着图像数目  $n$  的指数级增长的，其时间消耗难以承受。而对于生成树的构建，其时间复杂度在  $O(n^2)$  的水平，对于稠密边的情况其图像数目  $n$  远小于边的数目  $n_e$ ，降低了时间复杂度。在生成树内做环路的搜索，其时间复杂度仅为  $O(n_e)$ 。同时通过环路的寻找直接确定环路中边的关系，当边搜索完毕时在就确认完所有边和环路关系，则边表结构的结果也被确认完全。通过对最终边集结果的遍历，就能够确认哪些边为错误边，那些点为错误顶点。

另一方面，随着环路中图像个数的增加，即使在全正确的情况下旋转矩阵的计算偏差值也会越来越大，同时由于生成树内树边出现在环路的次数和机会总是大于非树边，本文进一步对算法做出改善。

---

**算法 5.2** 环路选择和图像关系确认算法

---

**输入：** 图  $G(V, E)$ , 生成树  $T$ , 边表结构  $St[]$ , 环路约束阈值  $\beta$

**输出：** 对应的环路集合  $D_L$  和更新后的  $St[]$

```

1. input  $T$  from  $G(V, E)$ ;
2. while  $e(v_i, v_j) \in G(V, E)$ 
3.   if  $e(v_i, v_j) \notin E[T]$ 
4.     for  $v_k \in V[T] \ \&\& \ v_k \neq v_j$ 
5.       if  $e(v_i, v_k) \in E[T]$ 
6.          $D_{Li} \leftarrow e(v_i, v_k)$ ;
7.          $v_i = v_k$ ;
8.       else
9.         if  $v_k$  can not access any  $v \ \&\& \ v_k \neq v_j$ 
10.           $v_k$  go back to pre  $v$ ;
11.          Continue;
12.        end if;
13.      end if;
14.    end for;
15.    if  $D_{Li}$ 's  $d_L < \beta$ 
16.      update  $e_i$  in  $St[D_{Li}]$ ;
17.    end if;
18.    do  $D_L \leftarrow D_{Li}$ ;
19.  end if;
20.  get next  $e(v_i, v_j)$ ;
21. end while;
22. return  $D_L$  and  $St[]$ ;

```

---

## 5.3 优化的基于区域划分的选择方法

在 5.2 节当中, 给出了基于贪心的生成树环路选择算法, 在基于贪心的选择方式根据生成树的非树边确定了一棵生成内可能含有一组环路, 通过这种方法能够快速生成环路, 针对在连通图中穷举选择环路的时间和准确性问题, 能够给出一种优化方法, 但是生成树内树边出现在环路中情况要多于非树边, 并且, 对于复杂图形的条件下, 环路的旋转型约束法则也受到不同长度的环路引起的偏差值影像, 针对此, 本节给出一种更加优化的方法来解决这些问题。在 5.3.1 小节中给出了问题的详细分析, 5.3.2 小节给出了本文提出的基于区域划分的选择方法, 并给出相应伪代码。

### 5.3.1 环路选择约束问题的分析

本文提出的一种基于环路约束的检测方法, 是根据一条边在当前环路中的旋转矩阵和单位矩阵的差值, 判断若差值较大即该条环路中存在错误的匹配关系, 通过确认边所



在环路的正确性，确定边是否满足全局一致性，若一个顶点与其存在的边都不满足全局一致性，这点(即该图像)为噪声数据予以剔除。但是由于环路的选择不同，一旦环路的长度过长，那么整条环路的旋转矩阵的乘积的可靠性也随之下降，如图 5.4 所示为环路长度增加的情况：

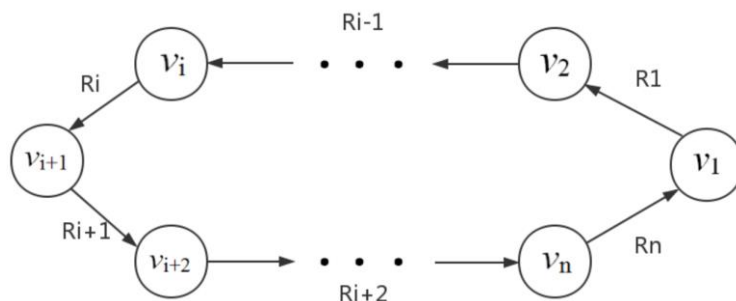


图 5.4 环路变长的情况

Fig.5.4 Situation of loop get longer

随着环路的增加，图像间旋转的可靠性会下降，即经过太多图像回到当前图像时的误差代价会掩盖约束的正确性，环路遍历的选择需要对环路的长度进行限定。同时，为了避免一棵生成树的环路代表偏差问题，对此，本文给出一种基于区域划分的选择方法，在选定的区预内，再做一次最大生成树构建。

### 5.3.2 区域的划分算法

在三维重建中，图像数据通常呈现出含有相近部分的数据聚集的情况，在有环无向图结构内，根据图的特性本文提出一种基于区域划分的选择方法，减少选择不必要环路的代价，减少生成树的构造代价，在区域内再做环路的选择，通过不同区域的环路选择能使得生成树的选择不唯一，使得环路选择的不过分依赖于初始生成树结构的选择。

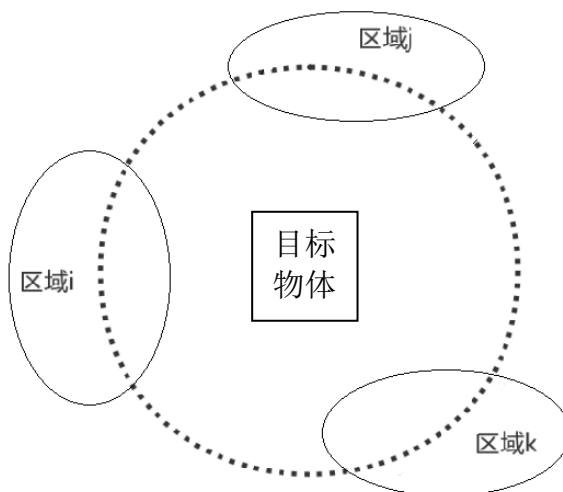


图 5.5 图像集区域示意图

Fig.5.5 Regional partition of images set

为了控制图像间的旋转约束，本文提出的对图像进行区域划分的方法，把超过某一大小的一组顶点集合看做是一块区域。同时，本文的方法能够保证区域内的顶点集合一定为连通的，所以一定能在其结构内找到一棵生成树，而其最大的环路不会过长，同时，在区域内再建生成树的方法能够包含更多可能被忽略的环路边，如图 5.5 所示，区域内的顶点被聚集一起，一个有向图的集合被划分为多个区域，在区域内做环路的选择。

基于区域划分的环路选择方法具体为，给定有环无向图  $G(V, E)$ ，在其构造的最小生成树  $T_1$  上进行划分，具体过程如图 5.6 所示：

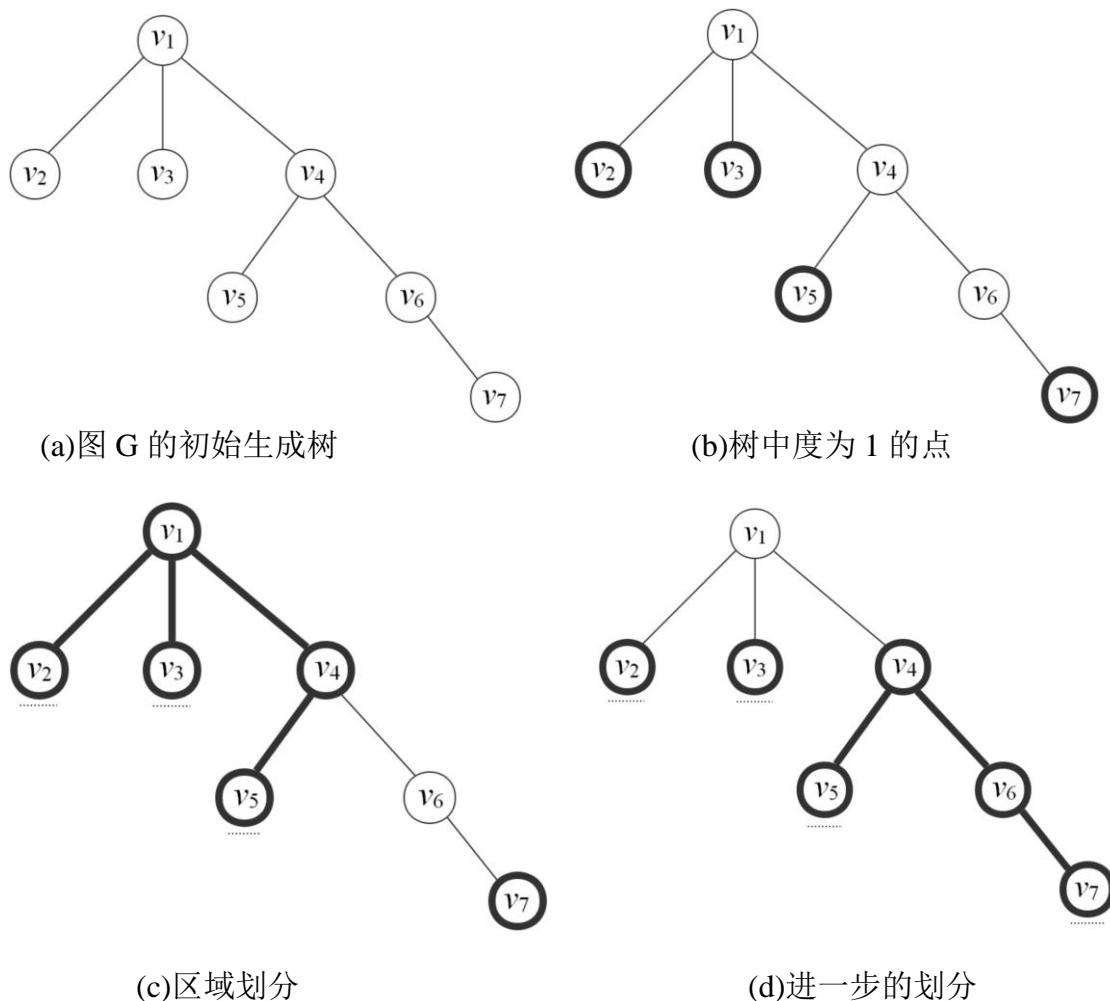


图 5.6 无向图区域划分方法  
Fig.5.6 Method of regional partition

在生成树中首先寻找度为 1 的节点  $v_2$ ，通过  $v_2$  确认所有度为 1 的顶点集合  $V_1=\{v_2, v_3, v_5, v_7\}$  间路径关系的方式完成区域划分，具体方式为：从初始点  $v_2$  开始，在生成树  $T_1$  中寻找下一个未被访问过的点  $v_3$ ，同时判断如果  $v_2$  到  $v_3$  点经历的路径长度小于  $k$  (图例中  $k$  的取值为 3， $v_2$  到  $v_3$  点路径为 2 不满足，把  $v_3$  点至为已访问)，则继续寻找下一个集合  $V_1$  中的点，直到第一次满足路径长度大于等于  $k$ ，即  $v_5$  节点，通过长度限制，可以使得相临近的度为 1 的节点不被选择，此时把  $v_2$  到  $v_5$  点路径中包含的所有点记录为

一个区域  $Q_1$ ，接着从  $v_5$  节点开始重复此过程，把所有满足条件的路径构成的区域  $Q_i$  记录在区域集合  $Q$  中，至此完成了整个区域的构建。对于初始生成树结构，如果图中只包含 2 个度为 1 的节点，则表示生成树结构完成没分支，那么按照长度  $k$  均匀的划分生成树中的路径，即将生成树  $T_1$  按照从初始度为 1 的节点  $v_2$  均匀的划分为  $N$  除以  $k$  个区域  $Q_i$ 。再划分完区域的下一步，选择遍历每一个区域集合  $Q$ ，对每一个区域结构内的点分别构造生成树  $T_{Q_i}$ ，由于在生成树中树边出现在环路中的次数要多于非树边的出现次数，所以我们在区域中，采用最大生成树选择方式给出环路，避免因为最小生成树选择带来的环路代表性偏差问题，选择生成树中长度小于  $k$  的环路存入环路结果集合中，具体过程为算法 5.3 所示。

---

**算法 5.3** 基于区域划分的环路选择算法

---

**输入：** 图  $G(V, E)$ ，初始区域集合  $Q_L$ ，初始节点  $r$ ，区域长度阈值  $k$

**输出：** 环路结果集合  $D_L$

```

1.  init  $Q \leftarrow \text{Null}$ ;
2.  do min-spanning tree  $T_1$  begin with  $r$ ;
3.  while  $v \in T_1[V]$ 
4.      do  $V_1 \leftarrow v$ 's number of degree is 1;
5.  end while;
6.  if number of  $V_1 = \text{two}$ 
7.      do  $Q_L \leftarrow \text{deived } T_1 \text{ in } |T_1|/k$ ;
8.      goto 14;
9.  end if;
10. for each  $v_i, v_j \in T_1[v]$ 
11.     if  $|(v_i, v_j)| \geq k \ \&\& \text{unvisited}[v_j]$ 
12.         do  $Q_L \leftarrow V(v_i, v_j)$ ;
13.         visited  $\leftarrow V_1(v_i, v_j)$ ;
14.          $i \leftarrow j$ ;
15.     else
16.          $j++$ ;
17.     end for;
18. while  $Q_L \neq \emptyset$ 
19.     for each  $Q \in Q_L$ 
20.         find  $T_{L_{\max}}$  in  $Q$  destruct in  $G_Q(V, E)$ ;
21.         for each  $L' \in T_{L_{\max}}[L]$ 
22.             if  $|L'| < k \ \&\& \ L' \text{ do not exist in } D_L$ 
23.                 do  $D_L \leftarrow L'$ ;
24.             end for;
25.         end for;
26.     end while;
27. return  $D_L$ ;
```

---

基于度为 1 的顶点划分区域的方式，能够避免区域间的链接的图像关系被忽略，而

重建场景下, 这些边是不能被忽略的, 通过最小生成树和区域划分下最大生成树的环路选择方式, 最终完成整个图中的环路的选择。通过区域划分的方法, 能够解决在全图中生成树选择结构单一, 遍历非树边形成的过长环路带来的时间消耗等问题, 并在区域内通过最大和最小生成树的同时生成能够非树边在环路中的体现比树边少的情况, 同时, 通过生成树的中度为 1 的点的选择方式, 能够保证区域内的包含的顶点集合一定是联通的, 基于区域划分的环路选择算法的伪代码如算法 5.3 所示。

通过基于区域的构建方法, 我们得到了环路集合  $D_L$ , 通过区域内最大生成树环路选择, 本文解决了因为单一最小生成树带来的环路过少, 环路选择依赖生成树结构等一系列问题。

## 5.4 本章小结

本章在第四章内容的基础之上, 本章节针对基于环路约束模型中的边与环路的选择问题进行进一步定义和解决。首先给出利用生成树中非树边对应环路的选择方法, 优化连通图选择环路的问题, 接着指出三维重建中图像数据的结构特点和环路约束的条件限制, 即环路不能过长且环路的选择应该具有代表一致性, 最后在贪心选择的基础上, 本文给出了一种基于区域划分的环路选择方法, 有效的解决了上述问题。

# 第 6 章 实验测试与结果分析

本章节首先介绍了实验的环境设置，包括电脑硬件配置，软件系统配置和编译环境等等，接着介绍实验数据的来源和选择这些数据的原因，最后对实验各方面的结果给出详细分析。

## 6.1 实验设置与实验数据集

本文实验所用到的包括计算机和相应软件的环境如表 6.1 所示。本文所提出的所有算法均使用 C++语言在 Microsoft Windows 7(64 位)系统环境下编写完成，图片数据使用.jpg 格式处理，相应的图和回路构成的边表信息和无向图的搜索结果，环路的选择结果均由文本格式存储。

表 6.1 实验环境  
Table 6.1 Experimental setting

| 类别    | 描述                                       |
|-------|--|
| 硬件环境  | CPU Intel (R) Core(TM)2 Duo CPU 3.00 GHz |
|       | 内存 4GB                                   |
|       | 硬盘 1T                                    |
| 操作系统  | Microsoft Windows 10(64 位)               |
| 编译器   | Visual studio2015                        |
| 编程语言  | C++                                      |
| 相关开发包 | g++和OpenCV3.0                            |

本文的实验数据使用真实的图像数据，在中国科学院自动化研究所机器视觉课题组提供的共享数据<sup>[46]</sup>，对掺有杂质的图像集合进行关系检测。本文共使用其中四组数据集，主要分为清华大学建筑和庙宇建筑，校园建筑多含有重复的纹理特征而庙宇建筑更多的含有相近的局部特征，四组数据更有益于表现算法的检测能力。在此基础上，未经处理的原始数据进行实验分析。

表6.2 实验数据集参数  
Table 6.2 Parameters of the experimental data set

| 数据                                      | 数据大小 | 编号 |
|---|------|----|
| Gate of Tsinghua University             | 360M | a  |
| Scicene Building of Tsinghua University | 700M | b  |
| Mount Jiuhua zhantan Temple             | 1G   | c  |
| The Qing palace in Qingchengshan        | 2G   | d  |

中科院自动化研究所提供的图像数据均是使用佳能EOS.5D单反相机拍摄得到的，

同时针对数据图像不做预处理，即图像均为掺有部分杂质噪声的数据图像，其中清华大  
华建筑数据为带有部分清华学堂噪声数据，庙宇数据集中噪声为不同庙宇的图片。针对  
每一组图像数据，进行编号设置，从0号图片开始直到遍历所有图像，至此本文出现的  
图像均以序号表示，图像构成无向图的边均以序号的匹配为准。

## 6.2 图像数据集展示

对于本文使用的图像数据集分别如图 6.1 中(a)到(d)组图像所示展示：



(a) Gate of Tsinghua



(b) Scicene Building of Tsinghua



(c) Mount Jiuhua zhantan Temple



(d) The Qing palace in Qingchengshan

图 6.1 部分图像数据展示

Fig.6.1 Partial images data display

其中(a)(b)组数据为的建筑图片，其中目标重建物体具有重复纹理这一特性，(c)(d)  
组图像中图片间为含有不同物体的近似局部一致性的特征，而且(d)组数据为相对较多的  
实验集。针对这四组数据的处理与分析能够从重复纹理，不同图像和大量数据等方面对  
算法做更好的分析与验证。

## 6.3 环路选择性能的对比与分析

本节实验主要分析不同环路选择方法的各方面性能,首先针对不同长度的回路偏差值进行分析,然后对本文提出的基于区域划分的环路选择算法进行与单生成树选择方法和固定长度选择方法进行对比试验。

### 6.3.1 环路的计算偏差值分析

由于基于环路的约束值受到图片客观因素和计算误差的影像,所以随着环路长度的变长,环路中旋转矩阵的乘积偏差值将增大,而文献[30,36,38]虽然提出了这样的但并没有对相应的回路选择算法中进行约束和优化,在这些文献的基础上本文对四组数据中的部分正确图像关系构成的环路,进行长度和相应的环路误差度给出实验分析,其结果如图 6.2 所示:

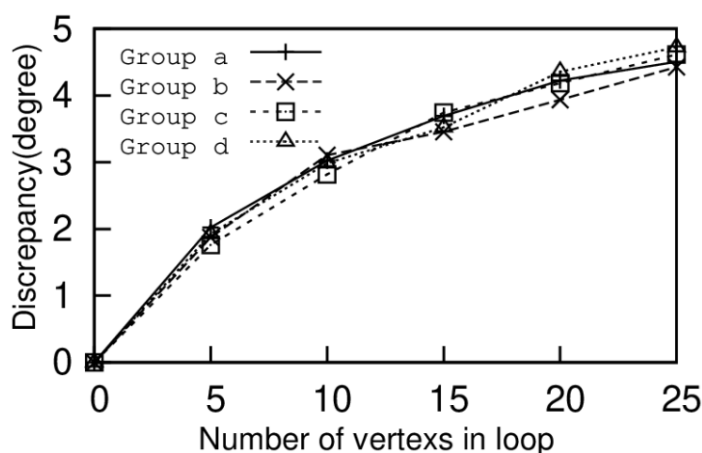


图 6.2 回路长度与偏差值分析

Fig.6.2 Comparison of loop length and deviation value

本文实验对只含有正确图片的环路进行旋转乘积的计算,通过增加环路中图像个数,对其环路乘积值和单位矩阵比较,由图可以看出,当环路包含的顶点数接近25时,其因为计算而带来的偏差值已经将近5度,随着顶点数的增加环路的误差值越来越大,环路在有误匹配的情况下,其计算的数值可信赖性越来越低,其比例函数近似于公式  $y = \sqrt{n}$ ,  $n$ 为环路的长度。可见对于环路的限定是必不可少的条件,印证了本文的正确性,因此本文选定一组环路其旋转矩阵偏差阈值 $\beta$ 为 $\sqrt{n}$ 。在一组真实图像数据集中,通过对回路区域的子图划分,能够有效地减少因回路长度增加引起的误差值。

### 6.3.2 环路选择方法的性能分析

对环路的选择方法,本文采取分区域的选择方式,通过在完整图上进行一次生成树

的选择，图结构进行区域划分，针对不同的区域划分阈值  $L$ ，对结构内所有环路进行寻找，对在  $L$  等于 10, 20 和 30 的条件下分别与本文提出的单生成树和传统定长选择方法进行时间和数量上的对比，结果如图 6.5 所示。

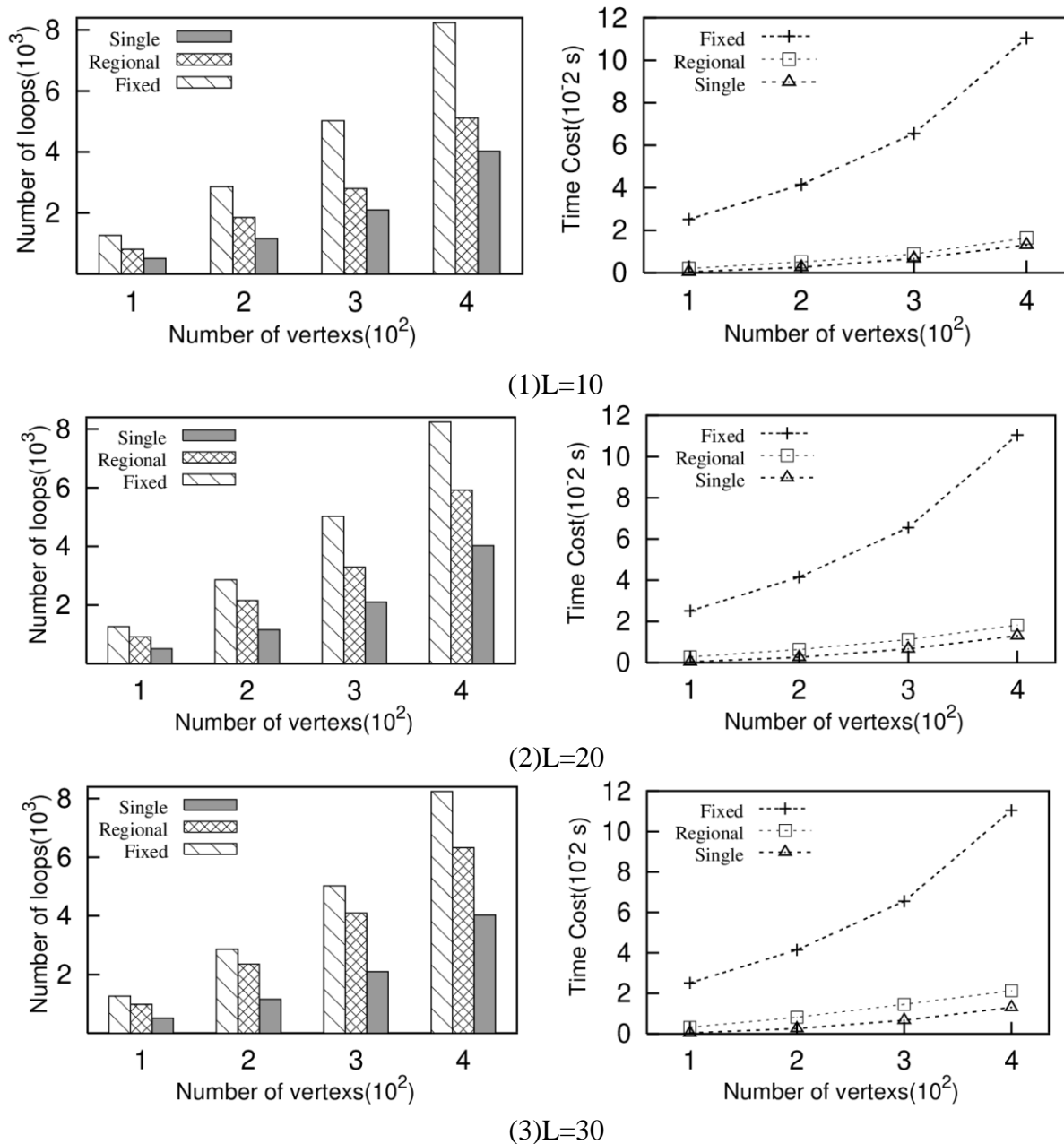


图 6.3 不同区域长度下性能比较

Fig.6.3 Comparison of different region lengths

如图 6.3 所示，图中 **Regional** 为本文提出的基于区域划分的环路选择算法，**Single** 和 **Fixed** 方法分别为单生成树搜索方法和固定环路选择方法。可以看出固定长度的方法虽然能遍历的环路多，但其环路长度固定，受环路内图像集影像大，并且由于其时间复杂度维持在指数级，可见其时间效果最差。单生成树方法能够有效提高选择效率，但是其能够选择出的环路相对较少。在此基础上，基于区域划分内的选择方式能够给出优化



的时间，并且其能够更多的选择出环路。同时为了不使环路的长度影像旋转偏差值的计算，综合考虑本文设定区域划分的长度为20。

## 6.4 图像关系检测性能分析

本节实验中将对图像构建有环无向图的结构方法的性能进行对比，通过对形成图的匹配边数量和环路数量进行比较，给出在构建无向图时的约束效果，同时给出边表结构的搜索时间性能比较。

### 6.4.1 不同约束下检测匹配边数目分析

作为图像检测的第一步，无向图的边数构建对整体的检测结果起到不可忽视的作用。一条边表示两张图像有足够多的特征点为正确匹配。本文算法在构建无向图时利用特征数目结果作为约束，将不满足阈值 $\theta$ 的边剔除，通过对不同的匹配数目阈值 $\theta$ 做分析，对四组真实图像集经不同筛选阈值情况下处理，如图6.4所示，本文分别对阈值 $\theta$ 等于16, 32, 64, 128时分别对四组数据中图像进行实验。

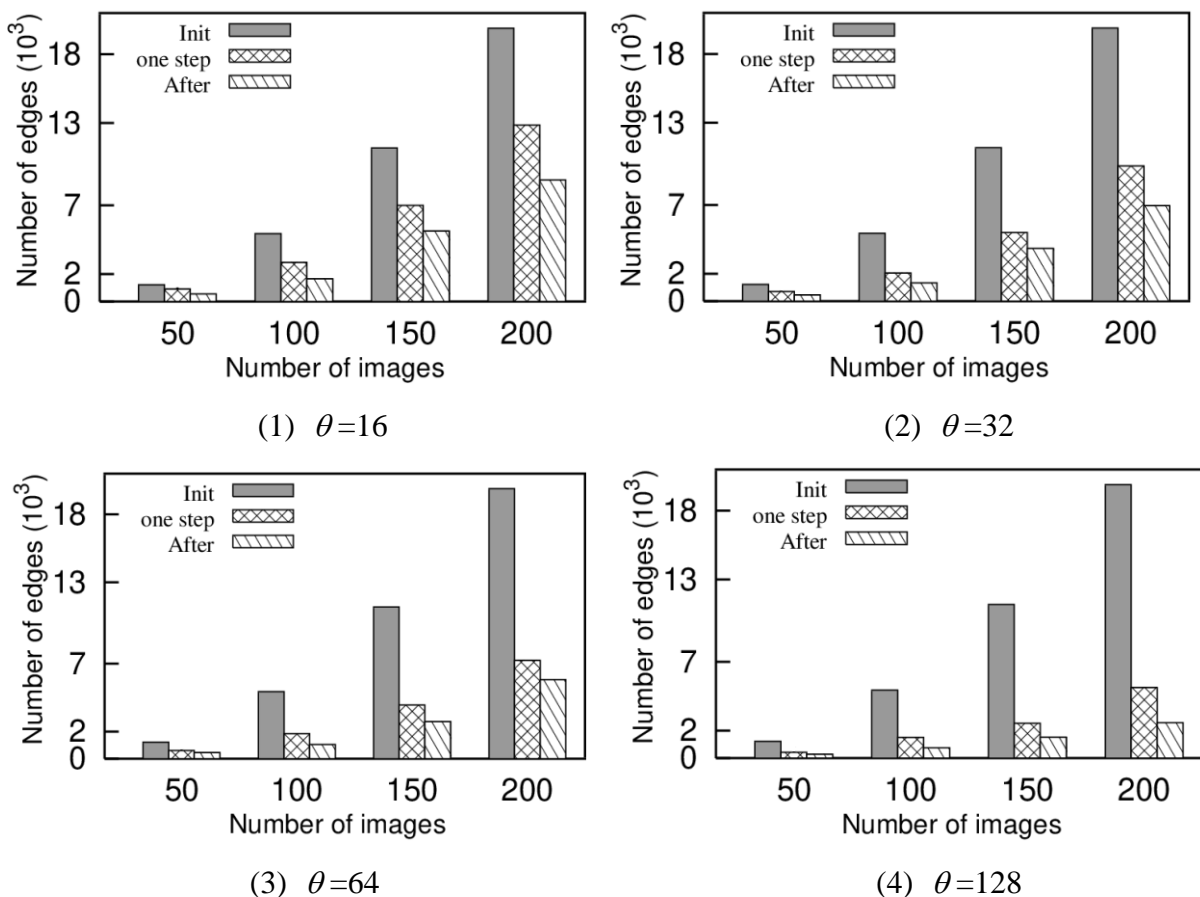


图 6.4 不同阈值下检测边数目

Fig.6.4 Number of edges in different thresholds

图表中, one step 代表经过特征点数构建图所剔除后的边, after 表示经过环路选择后剩余的边数目。通过图表可以看出,可以看出随着 $\theta$ 的增加,正确边的限制越来越高,相应的边数也随之减少,当 $\theta$ 设置为128时有太多边关系都被剔除掉了,这会导致丢失大量匹配信息,随着约束阈值的提升,正确的匹配边数目在减少,使得图像中能够提供的正确关系变得过少。而在图像匹配中32数量的特征点足够最为检测图像间关系的信息,相对当阈值设为16时两张图片间的特征点匹配数过小,不够作为约束条件的保证,为了不使特征点数目的局部检测影像整体的检测效果,因此本文选取匹配阈值 $\theta$ 为32。

## 6.4.2 边和环路确认的时间性能比较

本文针对边和回路的对应关系,提出了一种边表结构,二维数组的行表示为环路,列为对应环路所在的边。二维数组的值为考量边的基准。并且本文给出的基于回退遍历方式并在此基础上给出优化,即在生成树寻找非树边时,即确认环路和边的对应关系。本文对基于回退的边表确认规则、优化的基于环路的边表确认和暴力搜索这三种方式进行对比,其时间对比针如图6.5所示。

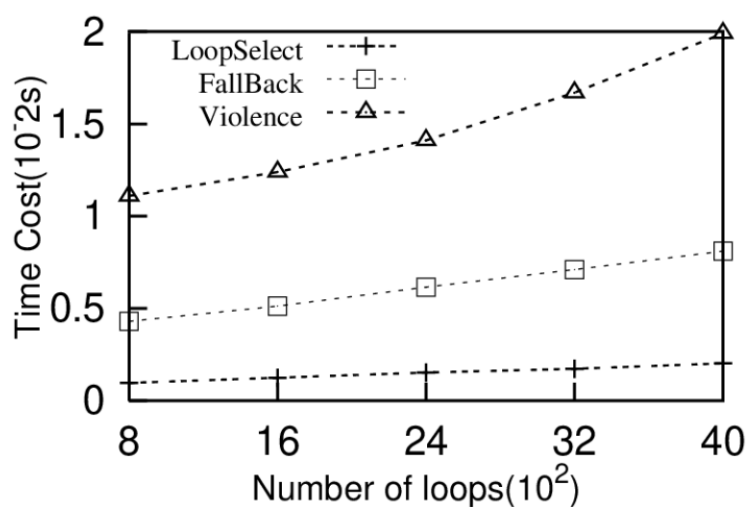


图 6.5 边表确认的时间性能比对

Fig.6.5 Time cost in search edge and loop

由于穷举所有回路在考量边与回路的时间效益时代价很大而意义却不明显,所以针对边表结构时间性能的比对,本文是基于模拟数据下进行的,因为边表的遍历结构并不依赖于图像间的任何信息,所以模拟数据的实验是具有可信度的。本文针对300个顶点构成的强连通图下,分别提取其中800到4000条环路构成的结构关系进行实验,在给定环路集合下,进行试验。通过表可以看出基于回退的检索方法能够明显减少暴搜带来的代价,而同时基于环路的边表确认方法由于只需要通过遍历一边所有环路就可以确认边的权值,所以其时间消耗少,效率更高。

### 6.4.3 图像关系检测时间性能比较

本节实验中将对本文提出的基于环路约束的图像关系检测算法的结果进行评估。算法的整体处理过程为，首先将图像数据构成有环无向图结构，利用首先剔除图像间特征点数小于 32 的匹配关系，做为第一次局外边和噪声图像的检测，同时记录边和边之间的特征点数目  $N$  和相应的本征矩阵  $E$ ，通过对本征矩阵的分解得到旋转矩阵  $R$ 。在已经构建好的图  $G(V,E,N,R)$  中，本文根据边的匹配点数权重选取最小生成树，以非树边构成的环路为划分区域的标准，以长度 20 为阈值尽可能划分不同子图为区域，在不同区域内选择最大生成树中非树边包含的环路，计算每一个环路中旋转矩阵的乘积值和单位矩阵的偏差值，更新边表结构下满足约束条件的环路和对应的边，遍历边表结构剔除掉结构中值为 0 的边，同时遍历图结构剔除掉没有任何连边的顶点，对于最后检测形成的图结构，进行三维重建，完成整个过程。

为了验证关系检测的时间效率，本文针对四组实验数据集合分别将本文基于环路的检测方法和 RANSAC 检测和基于置信度的检测方法进行对比，由于图像间的特征检测是所有算法确认关系的前提，故本文实验考虑经第一步检测后的图像集合形成图关系进行检测，比对三种不同检测方法的时间结果，其结果如图 6.6 所示。

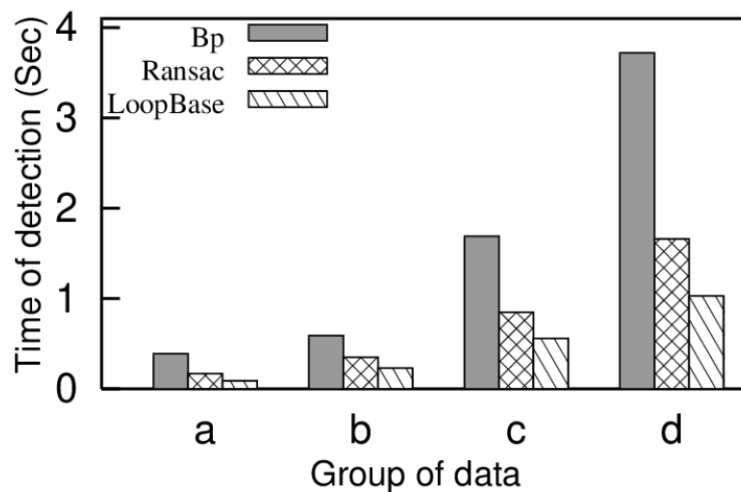


图 6.6 检测时间对比

Fig.6.6 Time of detection

从实验结果可以看出，本文提出的基于环路的约束方法其检测时效性明显高于置信度算法，其原因是置信的收敛程度依赖于其消息阈值的设置和迭代次数的设置，本文是按文献[36]的实验设置条件下进行对比的。而相比较 RANSAC 算法以特征匹配结果做剔除，虽然其时间消耗略比置信度少，但它是对全图像关系进行检测，而且不能解决错误匹配关系的检测。而本文提出的方法由于选择区域内的子图结构集合进行环路的选择和

检测其时间消耗最小。另外本文将对不同算法检测后的重建结果进行进一步实验分析，来证明本文算法的重建效果。

#### 6.4.4 关系检测后三维重建结果比较

针对检测算法的重建效果结果验证，本文对四组实验数据分别对不同算法进行 SFM 方法的三维重建进行比对，其结果如图 6.7 所示。

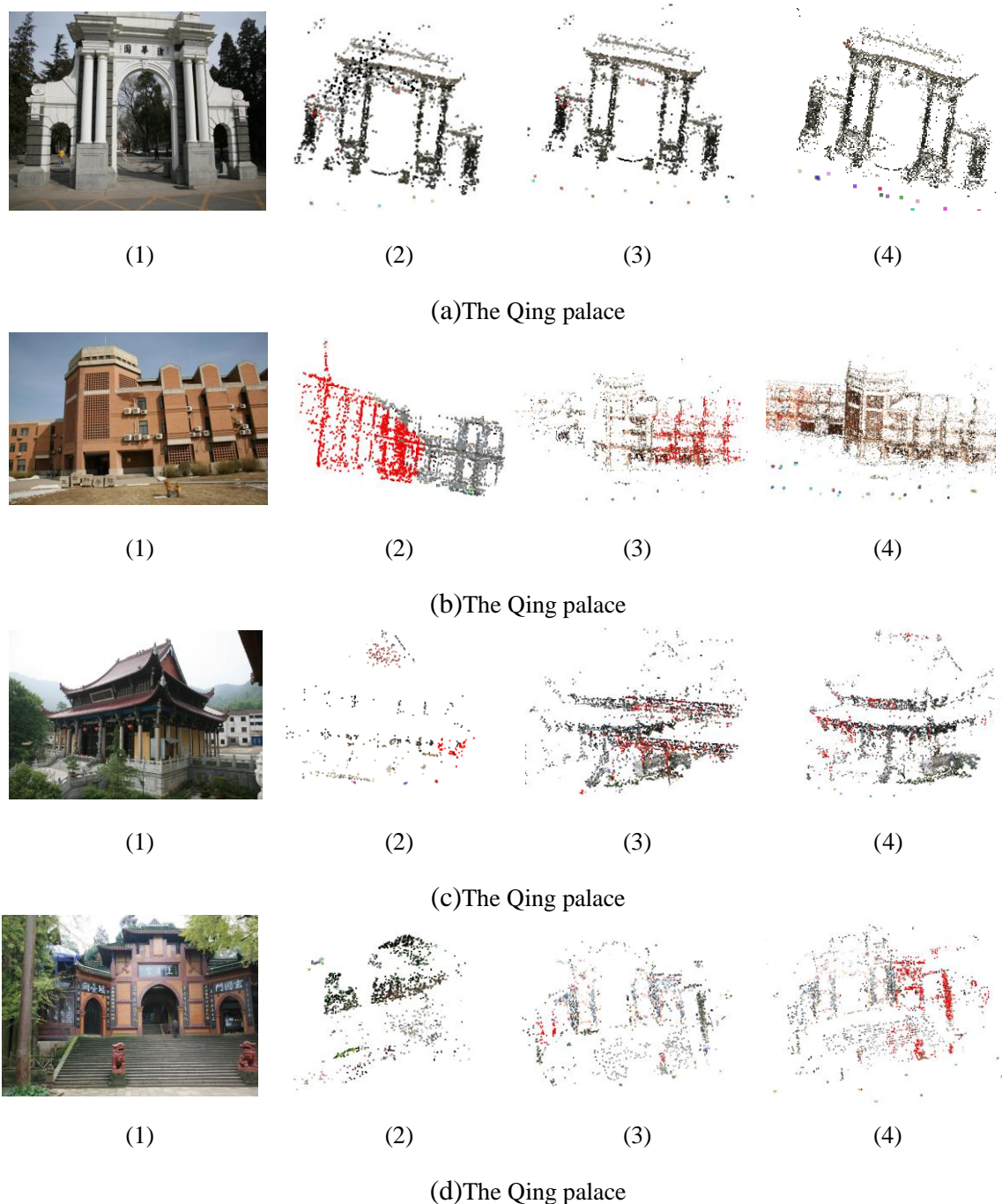


图 6.7 数据重建结果

Fig.6.7 Result of reconstruction

图 6.7 中(a)至(d)组分别为四组数据在不同检测方法下的重建结果,其中第(1)组为目标重建物体示意图,第(2)组结果表示为只经过 RANSAC 检测后结果,第(3)组结果是置信度检测后的结果,第四组(4)代表本文检测约束后的重建结果,(1)是原数据集中目标重建物体。

从(a)组清华门的处理结果可以看出虽然三种方法得到的大致点云模型很相似,但是对于细节而言通过环路约束的更为精致而且正门信息并没有被错误的匹配关系所覆盖掉。(b)组数据可以看出(1)中由于相似的图片提供的信息直接导致错误的点云被拼接到原结构中,(2)组结果中经检测后的关系经过重建明显不能达到本文的重建效果。而(c)组和(d)组实验集中因为掺有较多的相似结构的图片,在(1)下由于只经过 RANSAC 进行两视匹配约束没有办法确认包含局部特征图像间的关系,使得重建过程中图片间的匹配信息被错误的覆盖,导致后来进行匹配的图像不能再提供正确的三维点信息,以至于错误越来越严重点云结构完全变形,而从(3)组实验来看虽然基于置信度检测模型能够优化重建效果,但是由于其限制环路长度的影响,从重建细节来看本文的算法能做到更优化的效果。

## 6.5 本章小结

本章使用了中国科学院自动化研究所机器视觉课题组提供的四组图像集,对本文提出的算法分别针对图像关系构成方法,构建边和环路的数目及构建时效进行实验测试。同时对不同环路长度的约束偏差值进行了分析,验证本文提出的环路约束的可靠性。最后分别对经 RANSAC 检测、置信度检测和本文算法检测约束后的图像集合进行三维重建,给出在不同数据集下的重建效果。



## 第 7 章 结束语

### 7.1 本文结论

随着科技的进步与发展,三维重建技术作为近十几年来新兴的技术其应用也变得越来越广泛,人们对于三维重建的效果要求愈来愈高。便携式移动设备的普及也使得重建需要的图像数据获取更便捷,也因而导致重建的数据集更广泛和复杂。在期待重建结果越来越准确精细的前提下,需要对图像数据间的匹配关系加以检测而优化结果,因此,本文针对基于图像集合的三维重建中图像间形成的关系问题,提出一种更加快速,准确,完备的检测方法。

现有的针对三维重建中误匹配的检测的方法主要是针对两张图片间的特征信息进行检测的,但是图像所包含的近似局部特征通常难以检测,而这样确认的对极关系会造成重建的点云结果模糊错误等问题,基于此,本文提出了新的面向全局约束的检测方法,能够更好的保证重建结果的正确性,主要的贡献有以下几点:

(1) 本文针对图像数据集合的特点,提出基于有环无向图的图像关系映射方法,通过分析图像间关系在全图中的约束体现,判断其正确与否,通过将图像数据与无向图中的顶点做映射,图像间的关系映射为边,判断边在回路中的具体表征信息确认两张图像是否满足全局一致匹配关系,在构建无向图的同时利用特征点数目大小来首先剔除不满足局部一致性的匹配关系,优化了图结构。

(2) 本文提出了基于环路约束的全局检测算法,通过分析对极几何关系中的旋转一致性,约定一条边在其所被包含的环路中,只有当环路中每条边的旋转矩阵的乘积接近单位矩阵时才认定此条边具有全局一致性,通过这种方法确定集合内图像间的正确匹配关系,只有满足约束条件的顶点才能作为正确重建的对象。

(3) 本文提出边表结构确认边在环路中的,来优化边与环路的遍历与关系确认问题,通过回路包含边的方法确认边对应的权值,边的权值表示边出现在满足全局一致性的回路中的次数权重,通过遍历边表结构,剔除掉权值小的边和相对应的点。

(4) 本文针对连通图中环路选择问题,提出基于生成树选择的方法,以生成树的每条非树边作为对应的回路,为了防止因回路包含图像数据过多(即环路过长)而导致的旋转矩阵偏差问题,本文约定环路的长度不超过 20。同时本文提出基于区域划分的生成树选择方法,通过在全局生成树基础上进行区域内划分,区域内采用最大生成树方法进行环路选择,在减小生成时间的前提下,使得回路的选择不过度依赖于生成树的结构。

(5) 通过本文算法检测过的图像集合，进行三维重建，其形成的点云模型得到良好的效果，保证了最终三维模型的构建。

## 7.2 工作展望

本文主要研究了三维重建环境下图像集间的关系检测约束方法，将两张图片构成的对极几何关系的匹配信息放到全局环路中进行检测，同时优化了检测方法中环路选择的问题，针对图像集间的关系能够做到良好的检测效果，但由于研究时间关系，本文针对的工作还存在深入研究的方面，主要包括以下几点：

(1) 本文给出约束在于确认图像集合中正确的对极关系，这种检测方法能够有效提升点云重建的效果，而由于研究时间有限只考虑从图像及到稀疏点云的构建，对于稠密点云及网格生成的模型生成的研究可以从稀疏点云做进一步的优化。

(2) 对于重建的目标数据集，本文仅考虑的是一般相机或手机图像数据，而对于医疗 CT 或测绘等特殊数据没有加以考虑，相对于专业领域内的数据关系处理和目标物体重建是一个值得研究的方向。



## 参考文献

- [1] R.Raguram, O.Chum, M.Pollefeys. A Universal Framework for Random Sample Consensus[J]. IEEE , 2013, 35(8):2022-2038.
- [2] M.A.Fischler and R.C.Bolles. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography[C].Comm. ACM, 1981:vol.24, no.6, pp.381- 395.
- [3] R.I.Hartley and A.Zisserman. Multiple View Geometry in Computer Vision[J]. Cambridge Univ.Press, 2000.
- [4] Tongyee Lee, Chnohung Lin, Hanying Lin. Computer-aided prototype system for BOSe surgery[J],IEEE,2001,5(4):271-278.
- [5] Yi Xu,Jun Zhou,Yuanhua Zhou. Stereo visual matching technology[J],Computer engineering and applications,2003,39(15):1.5.
- [6] C.Schmid. Scale and Invariant Interest Point Detectors[J].International Journal of Computer Vision,2004,V1(60):63-86.
- [7] D.Lowe,Jr.Gurng. Distinctive Image Features from Scale Invariant Key points[J]. International Journal of Computer Vision,2014,V2(60):91-1.10.
- [8] H.Bay, A.Ess, T.Tuytelaars and L.Van. Speeded-up robust features[J]. International Journal on ComputerVision and Image Understanding, 2008, V1 10(3): 346-359.
- [9] Yuehua Tao,Youming Xia,Tianwei Xu,xiaoxiao Chi. Research Progress of the Scale Invariant Feature Trans[J].Journal of Convergence Information,2015,V5(1): 17—121.
- [10] 宰小涛,赵宇明.基于 SIFT 特征描述子的立体匹配算法[J].微计算机信息,2007,23(8-3):235-287.
- [11] 姜璐璐,彭健.基于极限几何约束的非定标图像的立体匹配[J].计算机应用,2007,27(11):2800\_2803.
- [12] M.Pollefeys, R.Koch. Metric 3D Surface Reconstruction from Uncalibrated Image Sequences[J]. Springer Berlin Heidelberg , 1998 , 1506 :139-154.
- [13] 季成年,陈明舟.摄像机标定圆心亚像素自动定位算法的研究[C].全国电子测控工程学术年会, 2002.
- [14] 杨长江,汪威.一种基于主动视觉的摄像机内参数自定标方法[C].计算机学报,

- 1998 , 21W(5) :428-435.
- [15] 马颂德,张正友.计算机视觉:计算理论与算法基础科学出版社[M], 1998.
- [16] P.Besl,D.Arnold,Y.Zhai. A Rastogi Method and system for processing, compressing, streaming, and interactive rendering of 3D color image data[M]. US , 2003.
- [17] J.Rumbaugh,M.Blaha,W.Premarlani,F.Eddy. Lorensen Object-oriented modeling and design.Prentice Hall, 1991 , 36 (97) :11-23.
- [18] 黄锡山,陈慧津,景像匹配误匹配点的剔除算法[J]. 中国图象图形学报,7(8):783-787
- [19] 陈燕军,郑江滨,史文波,李秀秀. 一种运动捕获系统中误匹配点的剔除算法[J].计算机应用研究, 2009, 26(2): 422-424
- [20] Felzenszwalb. Efficient belief propagation for early vision[M]. International Journal of Computer Vision. 2006, 70(1): 41-54.
- [21] Yang Q,Wang L,Yang. Real-time global stereo matching using hierarchical belief propagation[M]. 2015.Advances in Database: 2007, 10(33): 434-446.
- [22] C.Bibby and I.Reid.Simultaneous.Localisation and mapping in dynamic environments (SLAMIDE) with reversible data association[C]. In Proceedings of Robotics Science and Systems,2007.
- [23] C.Estrada, J.Neira, and J.D.Tard'os. Finding good cycle constraints for large scale multi-robot SLAM[M]. IEEE: 2009,2427-2431.
- [24] V.M.Govindu. Combining two-view constraints for motion estimation[M]. In Proc.CVPR, pages 218–225, 2001.
- [25] T.Kavitha, C.Liebchen, K.Mehlhorn, D.Michail, R.Rizzi. Characterization algorithms complexity and applications[J]. Computer Science Reviews, 2009.
- [26] C.Zach, A.Irschara, H.Bischof. What can missing correspondences tell us about 3D structure and motion?[C] In Proc.CVPR, 2016.
- [27] J.M.Mooij. LibDAI: A free/open source C++ library for discrete approximate inference methods. 2015.<http://www.libdai.org>.
- [28] S.Agarwal,Y.Furukawa,N.Snavely. Building Rome in a day[C].Communications of the Acm:2011, 54 (10) :105-112
- [29] Sinhasn,Steedlyd,Szeliskir.A Multi stage Linear Approach to Structurefrom Motion[M]. Trends and Topicsin Computer Vision Berlin:2015:267-281
- [30] M.Arienachimson,SZ.Kovalsky. Global Motion Estimationfrom PointMatches[C].

- IEEE,2012:81-88.
- [31] P.Moulon,P.Monasse,R.Marlet. Global Fusion of Relative Motions for Robust, Accurate and Scalable Structure from Motion[C].IEEE:2013:3248-3255.
  - [32] Jingxue Wang,Qing Zhu,Weixi Wang. A Dense Matching Algorithm of Multi G view Image Based on the Integrated Multiple Matching Primitives[J].Acta Geodaeticaet CartographicaSinica:2013,691-698.
  - [33] Zhizhong Kang,Peng Yu. A SIFT and Bayes Sampling Consensus Method for Image Matching[J]. Acta Geodaeticaet Cartographica Sinica:2016,877-883.
  - [34] F.Arrigoni,A.Fusiello. Stable Structure from Motion for Unordered Image Collections[M]. Computer Science, 2015 , 44 (44) :58-66
  - [35] Enqvist,Kahl,Olsson. Non sequential Structure from Motion[C].IEEE:2015,264-271
  - [36] C.Zach,M.Klopschitz,M.Pollefeys. Disambiguating Visual Relations Using Loop Constraints[C].Computer Vision & Pattern Recognition , 2010 , 238 (6) :1426-1433
  - [37] R.Szeliski. Computer Vision: Algorithms and Applications[J].Springer-Verlag, 2013.1
  - [38] C.Zach, M.Klopschitz, M.Pollefeys. Disambiguating visual relations using loop constraints[C]. Computer Vision and PatternRecognition, 2010. 2, 6
  - [39] Arie.Nachimson, Kovalsky, K.Shlizerman. Global motion estimation from point matches[C].IEEE, 2012: 81-88.
  - [40] Hartley,Trumpf,Dai. Rotation averaging[J]. International journal of computer vision, 2013,103(3): 267-305.
  - [41] Nianjuan jiang,Zhaopeng Cui,Ping Tan. A Global Linear Method for Camera Pose Registration[C].ICCV, Sydney, 2013.702-709.
  - [42] Crandall, Owens, Snavely. SfM with MRFs: Discrete-Continuous Optimization for Large-Scale Structure from Motion[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on,2013, 35(12): 2841-2853.
  - [43] Belief propagation:in [https://en.wikipedia.org/wiki/Belief\\_propagation](https://en.wikipedia.org/wiki/Belief_propagation)
  - [44] Epipolar geometry:in [https://en.wikipedia.org/wiki/Epipolar\\_geometry](https://en.wikipedia.org/wiki/Epipolar_geometry)
  - [45] 中国科学院自动化研究所图像数据:in <http://vision.ia.ac.cn/zh/data/index.html>



## 致 谢

时间过的真快，两年半的时光一转眼就过去了。在这两年里，我收获了太多太多。硕士生涯里，我认识很多朋友，接触了很多项目。两年的时光中，我经历了完整的科研过程，学到了很多，每天的生活过的都很充实。

感谢我的老师杨晓春老师。杨老师对工作一丝不苟，充满活力和热情，特别是对于科研细节的专研与执着的态度，深刻地影响着我们每一个同学。感谢杨老师给予我的耐心的指导和莫大的帮助，老师对我的课题研究的理解和不懈的支持，帮助我从课题的选择直到是到论文的完成，多次为我指点迷津，帮助我开拓研究思路。在此谨向您表示我衷心的感谢，这份师恩铭记在心。

感谢我的老师王斌老师。王老师思维敏捷、风趣幽默，给我的研究提供了很多建议和帮助，他让我逐渐认识科研、进入科研、体会科研，为实验室小组讨论注入了活力。我在这两年中取得的点滴进步都离不开王老师的谆谆教诲。正是由于王老师一直对我的研究工作进行指导，才使得我的研究工作能顺利进行，由衷地感谢王老师在这两年来对我的指导和帮助。

感谢我的硕士同学，感谢杨凯、李思珪、郭策、胡金林、王凯、高静、梁慧超、李金旭、任开毓同学，遇见你们我很感恩。感谢朱莹、张鑫、王晓琼师妹，谢谢你们对我的帮助和支持。感谢实验室的师兄师姐，感谢朱怀杰、崔宁宁、邱涛、孙晶、宗传玉师兄，感谢韩雨童、鲍金玲师姐对我的帮助。感谢你们所有人在我硕士的生涯中留下的精彩人生篇章。

最重要的是感谢我的父母、家人和朋友们，正是因为有你们无限的关爱、理解和支持，我才能够顺利的完成课题的研究和论文的写作。

愿你的未来，依然拥有锦绣年华。



## 攻硕期间的科研成果及获奖情况

### 参加的项目：

- 国家自然科学基金项目：溯源驱动的弱可用性轨迹数据管理关键技术(61572122)，2016.1-2019.12。
- 国家自然科学基金通用技术基础研究联合基金：面向社交网络中虚拟身份的实体识别技术（U173610072），2018.1-2020.12。

### 获奖情况：

- 2015~2016 学年，获得东北大学研究生一等奖学金
- 2016~2017 学年，获得东北大学研究生一等奖学金
- 2017~2018 学年，获得东北大学研究生一等奖学金