

基于多视图 的三维结构重建

段春梅○著



中国工信出版集团



电子工业出版社
PUBLISHING HOUSE OF ELECTRONICS INDUSTRY
<http://www.phei.com.cn>

基于多视图的 三维结构重建

段春梅 著

電子工業出版社
Publishing House of Electronics Industry
北京·BEIJING

内 容 简 介

本书基于多视图未定标图像的局部特征以及多视图之间的约束关系,以构建复杂完整的三维模型为目标,对三维重建的整个流程进行了深入研究。全书共 6 章,主要内容包括图像局部特征描述方法,从二维图像空间重构三维空间的点云和相机运动参数估计的算法,三维点云优化算法,基于多视图图像、针对复杂三维模型的自动纹理映射算法等。

本书可供高等学校计算机专业对三维重建感兴趣的本科生和研究生学习、参考,也可供相关领域的工程技术人员学习、参考。

未经许可,不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。

版权所有,侵权必究。

图书在版编目 (CIP) 数据

基于多视图的三维结构重建 / 段春梅著. — 北京: 电子工业出版社, 2017.8

ISBN 978-7-121-31732-3

I. ①基… II. ①段… III. ①三维—图象处理 IV. ①TN911.73

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2017) 第 123907 号

策划编辑: 王晓庆

责任编辑: 郝黎明 特约编辑: 张燕虹

印 刷: 北京京师印务有限公司

装 订: 北京京师印务有限公司

出版发行: 电子工业出版社

北京市海淀区万寿路 173 信箱 邮编: 100036

开 本: 720×1000 1/16 印张: 6.75 字数: 173 千字

版 次: 2017 年 8 月第 1 版

印 次: 2017 年 8 月第 1 次印刷

定 价: 49.00 元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题, 请向购买书店调换。若书店售缺, 请与本社发行部联系, 联系及邮购电话: (010)88254888, 88258888。

质量投诉请发邮件至 zltz@phei.com.cn, 盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

本书咨询联系方式: wangxq@phei.com.cn。

前 言

三维模型获取是计算机图形学和计算机视觉领域的一个基本研究问题。然而，利用建模软件（比如 3D MAX 和 Maya 等）手工进行三维模型构建是十分烦琐和代价高昂的工作。因此，研究如何从现实世界直接、快速地获取三维模型，成为该领域的热点问题。目前，基于现实物体的三维结构获取作为一种数字存储和记录技术，在物体建模、场景建模、真实感绘制、机器人导航、目标识别和三维测量等科学和工程领域，以及考古学、广告、娱乐等其他文化领域有广泛的应用需求。

基于现实物体的三维模型获取方法主要分为主动方法和被动方法。其中，主动方法以使用三维扫描仪的方法为代表。被动方法则指基于二维图像的三维重建方法。基于图像的三维建模方法具备低成本、灵活和能够直接获取彩色纹理等特点，是三维激光扫描等主动方法的有益补充。

基于图像的三维建模方法主要分为基于标定图像和基于未标定图像两种方法。其中，基于标定图像的方法需要在重建场景中预先放入标定物，具有时间和空间的限制性。基于未定标图像的三维建模方法仅依赖图像间的特征匹配关系，克服了基于标定图像方法的限制，具备良好的应用前景。目前，基于未定标图像的重建方法往往针对窄基线图像序列，这使得重建完整模型需要过多的图像数目，增加了时间和空间复杂性。

本书基于多视图未定标图像的局部特征以及多视图之间的约束关系，以构建复杂完整的三维模型为目标，对三维重建的整个流程进行了深入研究。主要包括以下研究工作与结论：

- 提出了一种新的描述图像局部特征的方法。该方法首先提取图像中尺度不变的局部特征点，其次对特征点周围一定尺寸的邻域内梯度数据进行归一化处理，得到特征点像斑，然后采用独立成分分析（ICA）技术提取特征点像斑的独立成分，作为特征点的特征描述向量。
- 设计并实现了从二维图像空间重构三维空间的点云和相机运动参数估计的算法流程。（1）提出了基于全局优化的基础矩阵求解方法。给出了一种新的使用全局最优技术、对基础矩阵进行非线性估计的方法。（2）提出了仅依赖基础矩阵精度的射影空间多视图递推公式，并基于此进行场景射影重建和度量重建。

- 提出了基于 SBA 框架和随机行走模型的非线性优化算法。在对三维点云进行优化时，二维匹配点是优化算法的输入，采样精确的二维匹配点对提高优化算法的性能非常重要。提出了一种各向异性的随机行走模型，用来重新采样图像空间匹配点。以重采样的匹配点对、投影矩阵参数和初步估计的三维结构为优化初值，利用 SBA 框架进行局部和全局优化处理。最后在 RANSAC 框架中进行迭代优化和最优参数选取。
- 提出了基于多视图图像、针对复杂三维模型的自动纹理映射算法。获取三维结构的序列图像作为纹理图像，映射至三维模型表面，以增强模型的视觉效果。在迭代框架中，基于马太效应法则，抽象出模型三角网格所属最佳纹理图像的变换概率模型，对所有输入的多视图纹理图像进行自动重采样，并对网格纹理分布进行优化，在使纹理效果最优的同时使纹理接缝尽量减少。

本书基于多视图未定标图像的局部特征以及多视图之间的约束关系，以构建复杂完整的三维模型为目标，对三维重建的整个流程进行了深入研究。全书共 6 章，主要内容包括图像局部特征描述方法，从二维图像空间重构三维空间的点云和相机运动参数估计的算法，三维点云优化算法，基于多视图图像、针对复杂三维模型的自动纹理映射算法等。

在本书的写作与出版过程中，得到了同事和家人的支持、帮助和鼓励，在此表示衷心感谢。

本书的编写参考了大量近年来的相关技术资料，吸取了许多专家和同行的宝贵经验，在此向他们深表谢意。

本书的研究成果得到了国家自然科学基金（项目编号：61502284）和数字媒体技术教育部工程研究中心开放课题（项目编号 2015AA0001）的资助。

由于作者学识有限，书中难免有不妥之处，望广大读者批评指正。

段春梅

2017 年 4 月

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 引言	1
1.2 基于图像的三维重建的国内外研究现状	2
1.3 研究内容及主要贡献	6
1.4 本书的组织结构	9
第 2 章 特征点描述与匹配	11
2.1 基于 ICA 模型的特征点描述与匹配	11
2.1.1 特征点提取	11
2.1.2 用于特征描述的独立成分分析模型	14
2.1.3 计算 ICA 特征空间	17
2.1.4 局部特征点描述	18
2.1.5 性能评测	19
2.2 实验结果	25
2.3 本章小结	30
第 3 章 基于未标定图像的三维点云重建	31
3.1 相关知识	31
3.1.1 几何空间	31
3.1.2 透视投影模型	32
3.1.3 极线几何	34
3.2 基于全局优化的基础矩阵求解	35
3.2.1 基础矩阵参数化	35
3.2.2 基础矩阵全局优化算法	36
3.3 度量空间三维点云恢复算法	40
3.3.1 射影空间多视图投影矩阵求解	41
3.3.2 度量空间投影矩阵求解	44
3.3.3 分层三维结构恢复算法	47
3.4 实验结果	49
3.5 本章小结	58

第 4 章	点云数据的优化算法	59
4.1	基于随机行走模型的点云优化	59
4.1.1	LM 算法和 SBA 框架	60
4.1.2	基于随机行走模型的点云优化算法	61
4.1.3	实验结果	66
4.2	讨论	71
4.2.1	点云表面重建后存在的问题	71
4.2.2	一些初步修整	74
4.3	本章小结	77
第 5 章	多视图纹理映射算法	78
5.1	多视图纹理映射流程	78
5.2	基于马太效应法则的纹理分布优化	79
5.2.1	可见性判断	80
5.2.2	初始纹理分布	80
5.2.3	基于马太效应法则的纹理分布转移概率模型	81
5.2.4	纹理分块重新配置算法	84
5.3	纹理接缝融合	85
5.4	二维流形纹理空间空洞修补	88
5.5	实验结果	89
5.6	本章小结	92
第 6 章	总结与展望	93
6.1	本书主要工作总结	93
6.2	未来工作展望	94
参考文献	97

第1章 绪 论

1.1 引 言

三维模型获取是计算机图形学和计算机视觉领域的一个基本研究问题。然而,利用建模软件(比如3D MAX和Maya等)手工进行三维模型构建是十分烦琐和代价昂贵的工作。因此,研究如何从现实世界直接和快速地获取三维模型,成为该领域的热点问题。目前,现实物体的三维结构获取作为一种数字存储和记录技术,在物体建模、场景建模、真实感绘制、机器人导航、目标识别和三维测量等科学和工程领域,以及考古学、广告、娱乐等其他文化领域有广泛的应用需求。

目前,基于真实对象的三维模型获取方法主要分为主动方法和被动方法。其中,主动方法以使用三维扫描仪的方法为代表。被动方法则指基于图像的三维重建方法。事实上,这些主动方法虽然是精确获取物体三维模型的主流方法^[1,2],但也具有以下若干弱点。

- 代价昂贵:一般三维扫描仪的价格为几十万元或者更高。
- 使用方法有侵略性:无法应用于部分对象(比如文物、人脸、毛发等)。
- 使用范围受限:不同的三维扫描仪具有不同的测量范围限制。
- 通用性差:就现有技术水平而言,还没有通用性很强的三维信息获取方法。
- 分辨率模式单一:大部分三维扫描仪的分辨率模式都是单一的,即不同型号的三维扫描仪的分辨率不同。
- 数据采集不完善:很多三维扫描仪不具备彩色数据的采集功能,使最终的三维数据缺乏纹理信息。

因此,基于图像的三维重建方法具备低成本,灵活,能直接获取彩色纹理等特点,是三维激光扫描等主动方法的有益补充。

基于二维图像的三维建模方法主要分为基于标定图像和基于未标定图像两种方法。其中,基于标定图像的方法需要在目标场景中预先放入几何结构已知且测量精确的标定物,具有时间和空间的限制性。基于未定标图像的三维重建

方法克服了基于标定图像方法的限制,仅依赖图像间的特征匹配,恢复不同视图的几何约束关系,具备良好的应用前景。目前,基于未定标图像的重建方法往往针对窄基线图像序列,这使得重建完整模型需要过多的图像数目,提高了时间和空间复杂性。本书致力于解决从较宽基线的多视图图像中获取三维结构问题。

1.2 基于图像的三维重建的国内外研究现状

从目标对象的多视图图像中恢复其三维结构的问题,在过去的几十年间得到广泛而深入的研究,涌现了诸多基于不同实验设备、不同假设、不同机制的三维重建方法。

启发于视锥 (Visual hull)^[3,4]的概念, Hernandez 融合图像中目标物体的轮廓信息和立体匹配技术构建三维模型。标定过程仅依赖二维序列的轮廓信息,即计算用来获取图像的相机的内部参数^[5,6]仅依赖图像序列提供的轮廓信息。当然,首次使用轮廓信息进行三维模型构建的技术出现在 Baumgart 的博士论文中^[7]。然而, Hernandez 的方法要求相机的运动轨迹为严格的圆,即重建的物体被放置在转台 (Turn table) 上,做严格的圆周运动,以使得用来标定的位移角能够被精确测量。而且,他的方法还要求非常精确地提取图像中目标物体的轮廓,因此,该方法具备较强的应用局限性。Furukawa^[8]提出一种基于方向片 (Oriented rectangular patch) 的模型,针对已标定的图像,从像素级的图像匹配点出发,进行立体匹配,分别经过匹配、拓展和过滤过程,施加局部光度一致性和全局可见性约束,得到最终的半稠密的方向片集合组成的三维模型。该方法的视觉效果好、鲁棒性高,但需要精确标定的图像序列和已知的相机运动轨迹,因此也需要转台等能进行精确标定的设备。Nister^[9]和 Pollefeys^[10]等人实现了基于 SFM (Structure from Motion) 的三维重建系统,即从场景视频数据出发,利用视频不同帧之间的二维特征点的对应关系同时恢复三维结构和相机内外参数。他们首先对视频序列中的关键帧进行抽取和预处理,然后利用 Harris^[11]等窄基线角点算子和 Canny 算子^[12]分别提取连续帧之间的特征点和特征线,然后利用三角化技术,计算匹配后的特征点和特征线在射影空间中的三维结构。最后,经过自标定过程,射影结构升级到度量结构。基于 SFM 的三维重建方法在过去几十年中得到了深入的研究,这在文献[13]中有详尽的阐述。然而,就目前基于 SFM 的三维重建系统而言,还有许多尚未解决的问题。比如 Nister 和 Pollefeys 的系统都是针对窄基线的视频帧进行处理,未考虑数据源为宽基线的情形。而

且他们的实验仅是对场景部分角度的图像进行处理，最终得到的模型不是完整的对象模型，并且视觉效果不佳。

基于 SFM 的、针对未标定图像的、以三维完整模型构建为目的的三维重建工作，主要遵循如图 1-1 所示的工作流程。该流程主要包括特征点提取和匹配模块（Key point extraction 和 Key point matching）、投影矩阵估计和三维结构恢复模块（Projection matrix recovery 和 Metric structure recovery）、多视图纹理映射模块（Multi-view texture mapping）。这是最一般的三维重建过程，其他不同的三维重建处理流程可以很容易地映射到该过程。基于 SFM 的三维重建方法，仅依赖图像间的特征匹配关系，不需要精密的旋转设备，另外，针对未标定图像的重建，则仅依赖特征匹配点对导出的外极几何约束进行自标定和结构升级，不需要精密的标定设备，因此，成本低廉、设备灵活，具有较高的理论研究价值和前景。本节下面篇幅根据图 1-1 涉及的模块进行相应的研究现状综述。

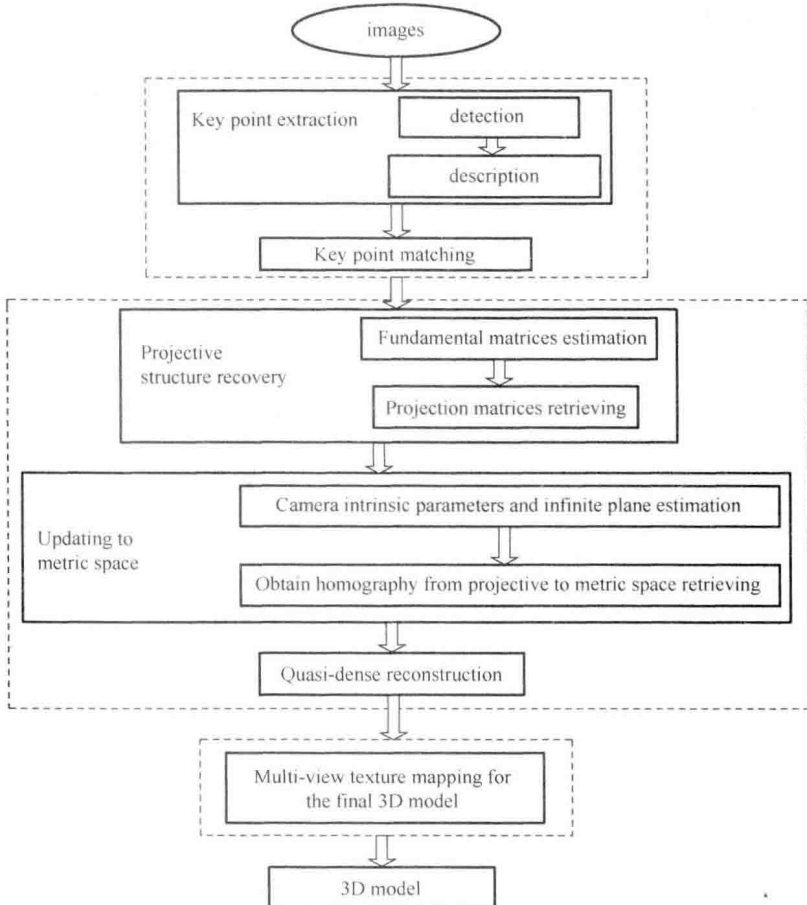


图 1-1 一般的三维重建工作流程

特征提取与匹配模块的任务是在不同图像间提取和匹配特征，创建不同图像间的关联，为下一阶段的结构和运动恢复做准备。图像的局部特征包括特征点、特征线或者曲线，出于稳定性考虑，一般的三维重建过程使用特征点。Schmid 等人在文献[14]中将特征点提取方法分为基于图像灰度值、基于轮廓线和基于参数模型三种方法。基于轮廓线的方法首先从图像中抽取轮廓线，然后从轮廓线上搜索具备特殊特征的点，比如交点、端点或曲率最大点等。基于参数模型的方法是将图像中符合某种模型的点标识为特征点。基于图像灰度值的方法通常根据邻域的灰度变化确定特征点，比如使用灰度的一次或二次导数的不同组合形式来计算点的灰度强度等。Harris 角点提取方法^[11]是最为著名的基于图像灰度值的特征点提取方法，对图像旋转，图像灰度的仿射变换保持不变，但不能保持仿射不变和尺度不变。Mikolajczyk 等人^[15]基于 Harris 方法，首先提取角点，然后使用尺度不变的 Laplacian 算子计算尺度不变的特征点。Tuytelaars 和 Van Gool 在文献[16]中定义了仿射不变的特征点提取算子。从灰度局部最大值点开始沿该点的射线方向搜索局部强度极值，极值点的连接构成椭圆的特征区域，这些椭圆特征区域保持仿射不变性。特征点经过描述之后可以进行匹配操作。在文献[17]中，Mikolajczyk 和 Schmid 将特征点描述方法分为四类，即基于分布的、空间频率、微分和力矩的方法。其中，基于分布的描述方法用直方图表示特征点邻域的特征，比如 Lowe 的 SIFT 描述子^[18]。空间频率描述子是一种在纹理分类和描述领域内使用的技术，比如使用 Gabor 过滤器的纹理描述在 MPEG7 中被定为标准^[19]。微分描述子使用局部导数描述特征区域^[14]。力矩描述方法使用特征区域的中心力矩以及力矩的次数和度数构成的不变量作为描述子^[20]。Mikolajczyk 在文献[17, 21]中使用 ROC（查全率）和 Recall（查准率）标准对各种描述子进行了评估，虽然各种描述子的评估结果相似，但具备尺度不变性和仿射不变性的 SIFT 描述子获得了最高的分值。研究表明，对特征点描述方法的选择比特征点提取算子更重要，当然，许多好的描述子需要使用提取算子提供的信息。目前，三维重建的研究工作对匹配结果精确度要求很高，特别针对视图之间为宽基线的情形，需要更加有区分度的特征点描述子。

结构与运动恢复模块的目的是，基于不同视点的二维图像构建相应的三维点坐标和恢复拍摄图像的相机的位置、方向和内部参数等信息。二维场景的稀疏三维结构信息通过恢复稀疏特征点的三维坐标而构建，即从参与三维重建的视图中提取稀疏特征点，根据匹配策略进行特征点匹配，然后基于匹配点对建立各视图之间的几何约束，由这些几何约束计算表示相机内外参数的投影矩阵（也称相机矩阵），最终通过三角化技术，获取稀疏的三维点坐标。基于稀疏的

特征点匹配集合,利用稠密匹配技术,构建稠密的特征点匹配集合,同样用三角化技术,由稠密匹配点集恢复稠密的三维点云数据。Hartley 和 Zisserman 在文献[13]中描述了如何使用特征匹配点获得的几何约束信息进行射影重建。文献[22]描述了从三焦张量分解得到投影矩阵的方法。在多于两个视图的场景恢复中,为保持结构的恒定性,通常从同一参考平面用单应矩阵推导各视图的投影矩阵,这种思想可基于 Luong 和 Vieville 在文献[23]中的工作和 Avidan 和 Shashun 在文献[24]中对三焦张量的描述。Pollefeys 在文献[25]中的升级方法避免了复杂的公式,经过初始化,新的投影矩阵通过线性系统计算,该过程需要使用六点算法^[26]。相对于结构升级法,Tomasi 和 Kanade 引入了正交投影的因式分解法。Sturm 和 Triggs 在文献[27]中把这种方法扩展为投影矩阵的因式分解法。文献[28]和文献[29]进一步发展了该方法。

从射影结构升级到度量结构的过程称为自标定。文献[10]的研究表明,不增加新的约束,不可能从射影重建升级到度量重建。自标定问题的研究发展经历了从不实用的方法^[30, 31]到较为灵活实用的方法^[32-34]的发展过程。Pollefeys 在文献[35]中和 Heyden 在文献[36]中同样使用迭代的方法直接从射影结构恢复到度量结构。Pollefeys 的方法分析包含射影和度量双层信息的几何实体绝对二次曲面,而 Hyden 则从投影矩阵方程中导出解决方案。与迭代方法不同, Hartley 提出了一种完全分层的方法^[13]。文献[33]中的方法基于 Cheirality 约束,通过对无穷远平面的搜索将射影结构升级到仿射结构,最后通过绝对二次曲线将仿射结构升级到度量结构。这些方法的实验结果都不足够完整到可以证明其鲁棒性,而且并不强调几何精确性,不同方法之间也缺乏比较。总之,从二维到三维结构与运动参数的恢复方法的精确性、鲁棒性和灵活性都有待于提高。这些方法在应用之前,都需要根据具体的应用条件进行调整、选择和改进。

多视图纹理映射模块的任务是构建纹理映射的三维模型,增强模型的可视效果。首先对点云数据进行表面重构,得到格网模型,然后从不同视图中抽取纹理坐标,进行纹理映射。Rocchini 等人^[37]研究了使用高分辨率图像对三维扫描的数据进行纹理映射,这类三维扫描的数据通常精确,分辨率高。他们对三维网格模型的每一个顶点对应纹理坐标,并用贪婪算法对纹理分布进行优化,然而局部的纹理对齐方法不能解决过多的纹理边界的问题。Matsushita 和 Kaneko 等人^[38]针对三维 CT (Computer Tomography) 数据,使用启发式方法,利用指向目标物体中心的球,计算纹理映射所需要s的最小图像数。Janko 等人^[39]使用表面参数化技术,首先将网格模型从三维变换到二维,同时保持拓扑结构不变,然后在二维纹理空间对纹理边界等问题进行处理。然而,目前表面参数

化的方法通常很难得到令人满意的结果。共形参数化^[40, 41]常常会产生狭长的区域,使纹理产生扭曲;而最小伸展法非常耗时,并且也产生各向异性的扭曲以及狭小的三角形。因此,需要更加有效的多视图纹理映射算法。

综上所述,虽然基于图像的三维重建理论和技术在过去几十年中得到了长足的进展,但是,目前,针对多视图未标定图像,以三维完整模型构建为目的的三维重建工作仍然还存在以下研究问题。

(1) 宽基线条件下的稀疏特征点的提取与匹配:在不同视点的图像下寻找同样的特征点并进行匹配,创建不同图像间的关联,为下一阶段的结构和运动恢复做准备。Harris 角点提取方法适用于窄基线条件,即不同视点所对应的相机光心距离小。但对于宽基线的情形,不同视点图像有相对大的仿射与缩放形变,需要更加鲁棒的特征点描述与匹配方法。

(2) 基于长序列封闭图像的结构与运动恢复:获取目标对象的完整三维结构,需要足够长度的、旋转一周的封闭图像序列,这就引发一个棘手的前导问题——在处理未标定的、封闭的长图像序列时,由于错误累积而导致的漂移问题。错误误差使得图像序列首尾所恢复的射影结构不一致,使得自标定工作失败,从而导致整个重建工作的失败。

(3) 重建的点云数据的优化:无论使用何种策略,从多视图图像中恢复的点云数据仍然包含部分外点,这些外点通常远离邻域点构建的表面,影响最终重建的模型质量。通常,利用最小化反投影误差的非线性最优化方法剔除外点。然而,该领域仍然需要更加精确和高效的优化方法。

(4) 多视图纹理映射:为最终的几何模型映射纹理是三维重建流程的最后步骤,也是增强模型视觉效果的必要和关键步骤。复杂的三维模型具有复杂的表面,需要多幅来自不同视点的图像作为纹理图才能完整地给模型进行纹理映射,因此,对三维模型的每个顶点都需要合理地分配纹理坐标。多视图的纹理图像引发了一系列需要解决的问题,包括纹理坐标优化、接缝融合和空洞修补等。

1.3 研究内容及主要贡献

本书基于多视图图像的局部特征以及多视图之间的几何约束关系,以构建复杂完整的三维模型为目标,对三维重建的整个流程进行了深入研究,图 1-2 给出了本书写作概览。

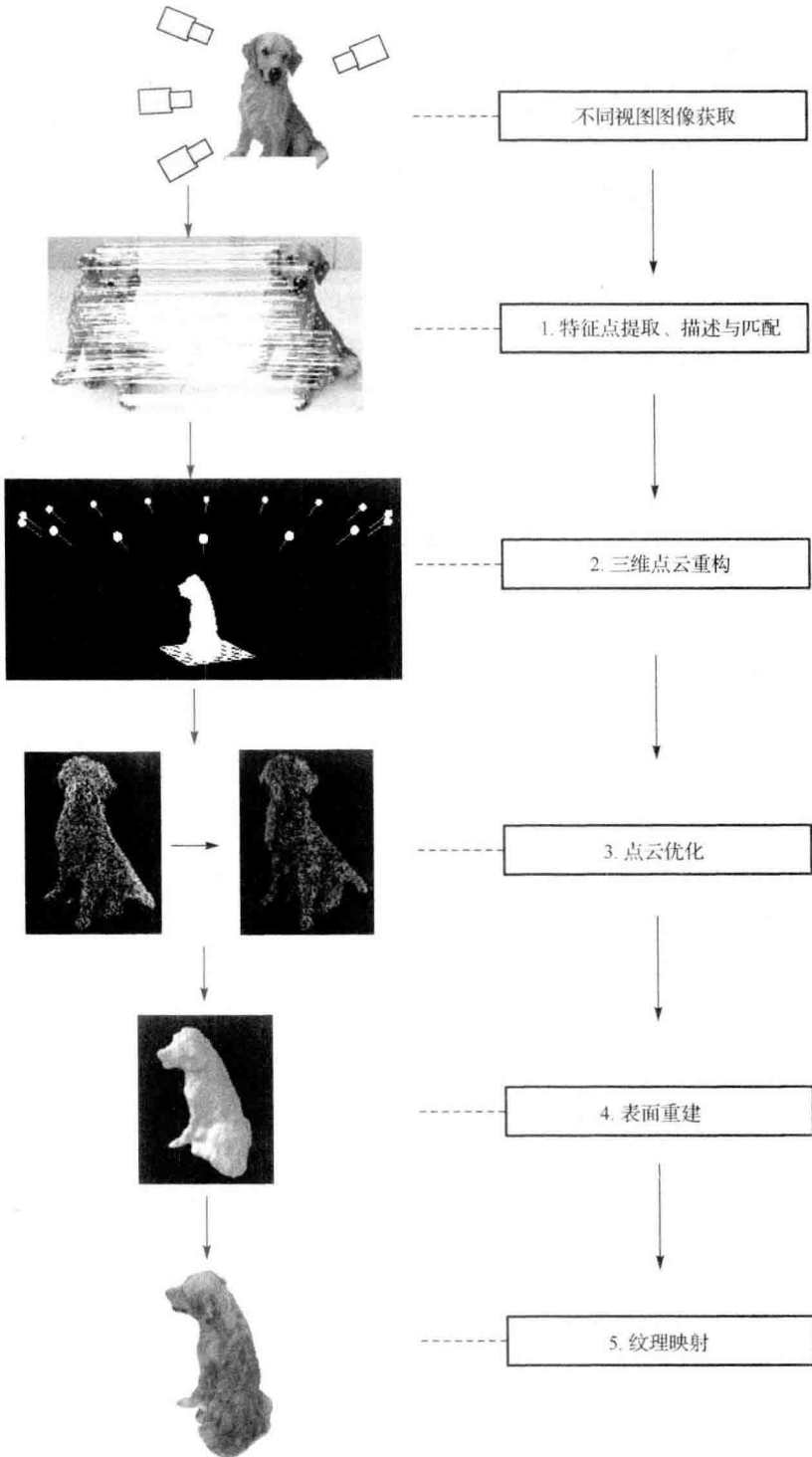


图 1-2 本书写作概览

本书的主要工作如下。

1. 描述了新的图像特征点描述子

提出了一种新的描述图像局部特征的方法。该方法首先提取图像中尺度不变的局部特征点，其次对特征点周围一定尺寸的邻域内梯度数据进行归一化处理，得到特征点像斑，然后采用独立成分分析（ICA）技术提取特征点像斑的独立成分，作为特征点的特征描述向量。该种描述子提高了局部特征的独特性和匹配精度，可用来解决宽基线多视图图像的特征点匹配问题，使得重建完整三维模型需要的图像数量较少，有利于缩短重建工作的时间和降低空间的复杂性，为三维结构恢复奠定良好基础。

2. 基于二维信息的三维结构和运动估计算法

设计并实现了从二维图像空间重构三维空间的点云和相机运动参数估计的算法流程。

(1) 提出了基于全局优化的基础矩阵求解方法。给出了一种新的使用全局最优技术，对基础矩阵进行非线性估计的方法。首先，在满足秩为 2 的前提下，使用最少变量对基础矩阵进行参数化。其次，为基础矩阵建立非凸的全局最优估计模型，并利用线性矩阵不等式松弛法转化非凸问题，使其最终可通过标准线性矩阵不等式（LMI）工具求解。最后，使用 RANSAC 迭代框架，基于最优图像距离误差，对求解的基础矩阵进行优化，进一步提高了结果的鲁棒性。

(2) 提出了仅依赖基础矩阵精度的射影空间多视图递推公式，并基于此进行场景射影重建和度量重建。将射影空间投影矩阵形式化为统一的形式，基于基础矩阵和增量法，估计对应不同视图的投影矩阵。采用双视图估计、三视图局部优化、串联估计所有视图运动参数的策略，有效地减小估计过程的累积误差。所估计的射影空间投影矩阵和同时重构的射影空间点云作为自标定算法的输入，标定出相机的内参矩阵，从而将投影矩阵和点云从射影空间升级至度量空间。由于基础矩阵的估计具备鲁棒性，因此，基于我们的方法所计算的相机投影矩阵的稳定性高、误差较小，使重构的点云具有良好的精确性。

3. 阐述了针对重建的三维点云结构的优化算法

从多视图图像中恢复的点云数据包含一些误差，以及外点，需要进行优化和调整。

(1) 提出了基于 SBA 框架和随机行走模型的非线性优化算法。在对三维点云进行优化时, 二维匹配点是优化算法的输入, 采样精确的二维匹配点对提高优化算法的性能非常重要。提出一种各向异性的随机行走模型, 用来重新采样图像空间匹配点。以重采样的匹配点对、投影矩阵参数和初步估计的三维结构为优化初值, 利用 SBA 框架进行局部和全局优化处理。最后在 RANSAC 框架中进行迭代优化和最优参数选取。

(2) 提出基于图像轮廓的点云调整方法。根据采样视点图像空间的轮廓数据, 逆向修整三维空间的点云数据。首先, 根据轮廓信息计算需要调整的三维点集合, 其次, 提出两种方法, 包括步长调整法和直接算法对三维点集中的点沿其内法向进行启发式调整。

4. 提出了基于马太效应概率模型的多视图纹理映射算法

提出了基于多视图图像, 针对复杂三维模型的自动纹理映射算法。获取三维结构的序列图像, 作为纹理图像, 映射至三维模型表面, 以增强模型的视觉效果。在迭代框架中, 基于马太效应法则, 抽象出模型三角网格所属最佳纹理图像的变换概率模型, 对所有输入的多视图纹理图像进行自动重采样, 并对网格纹理分布进行优化, 在使纹理效果最优的同时使纹理接缝尽量减少。另外, 提出了相关算法进行纹理接缝融合和纹理表面空洞修补。

1.4 本书的组织结构

第 1 章是本书的绪论部分, 重点描述了本书的研究与写作背景及相关研究现状, 总结和概括了本书的研究内容及贡献, 并介绍了本书的组织结构。

第 2 章首先描述了三维重建流程所使用的特征点提取方法, 然后给出了一种新的图像局部特征点描述子, 该描述子采用独立成分分析 (ICA) 技术提取特征点像斑的独立成分, 作为特征点的特征描述向量。描述子的性能通过标准图像测试集进行评估, 并应用于三维重建流程中的特征点匹配部分。该章对应于图 1-2 的第 1 模块。

第 3 章给出了从二维图像空间到三维空间的目标物体点云结构和各视图相机运动参数估计的算法。首先给出了一种新的使用全局最优技术, 对基础矩阵进行非线性估计的方法。然后导出了仅依赖基础矩阵精度的射影空间多视图递推公式, 并基于此进行恢复目标物体的三维度量结构。该章对应于图 1-2 的第 2 模块。

第4章对第3章的工作所恢复的三维点云数据进行优化。首先，提出了基于SBA框架和随机行走模型的非线性优化算法，对点云数据进行优化。然后探讨了在几何空间对模型进行调整的两种不同算法。该章对应于图1-2的第3和4模块。

第5章描述了基于多视图图像，针对复杂三维模型的自动纹理映射算法。提出一种基于马太效应法则的概率模型对三维模型网格表面的纹理分布进行优化分布，在保持纹理效果最优的同时使纹理边界尽量减少。另外，提出了相关算法进行纹理边界融合和纹理表面空洞修补。该章对应于图1-2的第5模块。

第6章对本书的研究工作进行了总结和归纳，并给出未来工作的展望。