

# 车辆数码迷彩喷涂模型高精度快速重构方法研究

张棋荣

2020 年 6 月

中图分类号：TP391.9

UDC分类号：004.94

# 车辆数码迷彩喷涂模型高精度快速重构方法研究

作者姓名 张棋荣  
学院名称 机械与车辆学院  
指导教师 金鑫教授  
答辩委员会主席 张之敬教授  
申请学位 工学硕士  
学科专业 机械工程  
学位授予单位 北京理工大学  
论文答辩日期 2020年6月

# **Research on high precision and fast reconstruction method of Vehicle Digital Camouflage spraying model**

Candidate Name: ZHANG Qirong

School or Department: School of Mechanical Engineering

Faculty Mentor: Prof. JIN Xin

Chair, Thesis Committee: Prof. ZHANG ZhiJing

Degree Applied: Master of Science

Major: Mechanical Engineering

Degree by: Beijing Institute of Technology

The Date of Defence: June , 2020

车辆数码迷彩喷涂模型高精度快速重构方法研究

北京理工大学

## 研究成果声明

本人郑重声明：所提交的学位论文是我本人在指导教师的指导下进行的研究工作获得的研究成果。尽我所知，文中除特别标注和致谢的地方外，学位论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京理工大学或其它教育机构的学位或证书所使用过的材料。与我一同工作的合作者对此研究工作所做的任何贡献均已在学位论文中作了明确的说明并表示了谢意。

特此申明。

作者签名：\_\_\_\_\_ 签字日期：\_\_\_\_\_

## 关于学位论文使用权的说明

本人完全了解北京理工大学有关保管、使用学位论文的规定，其中包括：①学校有权保管、并向有关部门送交学位论文的原件与复印件；②学校可以采用影印、缩印或其它复制手段复制并保存学位论文；③学校可允许学位论文被查阅或借阅；④学校可以学术交流为目的，复制赠送和交换学位论文；⑤学校可以公布学位论文的全部或部分内容（保密学位论文在解密后遵守此规定）。

作者签名：\_\_\_\_\_ 导师签名：\_\_\_\_\_

签字日期：\_\_\_\_\_ 签字日期：\_\_\_\_\_

## 摘要

数码迷彩对于提高车辆作战性能有重要作用。目前数码迷彩图案均采用手工喷涂，需要手工对车辆表面数码迷彩图案进行颜色划分，自动化水平低。数码迷彩喷涂模型的重构是提高数码迷彩涂装作业自动化的关键。针对车辆表面喷涂模型重构问题，主要开展了车辆表面点云采集方法、车辆初始定位方法、车辆点云模型重构方法、点云与喷涂图案融合方法等方面研究，并进行相关算法的理论分析与算法验证，为提高数码迷彩图案喷涂自动化水平提供了模型基础。

针对车辆 CAD 模型简化与表面点云构建过程中的视点规划问题，提出车辆表面喷涂区域提取方法与基于 NBV 算法的视点序列求解方法，主要从非接触式点云采集技术、点云采集系统构建方法等方面开展研究。重点通过对车辆表面喷涂区域、关键特征等的分析，从 CAD 模型中提取出表面模型与点云模型，并计算模型几何尺寸、区域位置等信息；利用构造的点云模型基于 NBV 算法进行视点规划，获得扫描时所需要的相机位姿序列，实现面向车辆表面整体扫描的视点优化；提出 4 种点云采集系统实现方法，对扫描时间与精度进行理论分析，并开展仿真实验验证。

针对扫描的车辆点云与数据库中模型的配准问题，提出基于 FPFH 特征与 ICP 算法相结合的车辆类型识别与配准方法，主要从点云特征计算与点云配准技术等方面开展研究。重点利用点云采集设备，扫描车辆指定区域获得相应点云数据，计算 FPFH 特征并与车辆数据库中各类车辆点云特征匹配，获得匹配度较高的车辆种类；进而与扫描点云进行 ICP 配准，获得配准度最高的车辆种类和坐标变换信息；从而实现视点规划坐标系与车辆坐标系的统一，并利用规划的视点扫描车辆表面。

针对车辆表面散乱点云模型重构与区域分割问题，提出基于区域生长的车辆点云分割方法，主要从点云处理方法、点云数据融合与分割方法、基于点云数据的曲面重建方法等方面开展研究。首先对扫描获得的局部点云进行拼接，得到整车点云数据，并进行离群点过滤、体素滤波等处理，完成车辆扫描点云模型构建。研究了与点云处理相关的点云预处理算法、点云特征描述方法、点云配准算法、曲面重建算法，并利用相关算法进行仿真实验。

针对三维喷涂模型重构中点云数据与数码迷彩团块颜色数据融合的问题，提出基于点云插值的数码迷彩团块格点坐标计算方法，提出基于纹理映射的车辆表面数码迷彩重建方法，主要从点云分割算法、迷彩团块格点坐标计算、迷彩团块颜色信息映射

等方面开展研究。重点根据喷涂区域位置信息对车辆表面点云模型进行分割；进而利用插值方法求解迷彩团块格点坐标，将喷涂区域迷彩团块格点边界与喷涂图案边界对齐，并融合图案属性和位置信息实现表面喷涂模型重构。

**关键词：**车辆；数码迷彩；喷涂模型；高精度；快速重构

## Abstract

Digital camouflage plays an important role in improving the combat performance of vehicles. At present, digital camouflage patterns are all hand-painted, and it is necessary to manually divide the color of the digital camouflage patterns on the surface of the vehicle, and the level of automation is low. The reconstruction of the digital camouflage spraying model is the key to improving the automation of digital camouflage painting operations. Vehicle surface point cloud acquisition method, vehicle initial positioning method, vehicle point cloud model reconstruction method, and point cloud and spray pattern fusion method, are studied to reconstruct the vehicle surface spraying model. And simulation verification for the related algorithms are carried out. The reconstruction method can provide a model basis for improving the automation level of digital camouflage pattern spraying.

Aiming at the problem of viewpoint planning in the process of vehicle CAD model simplification and surface point cloud construction, an extraction method of vehicle surface spraying area and a viewpoint sequence solution method based on NBV algorithm are proposed. The research is carried out mainly from non-contact point cloud acquisition technology and point cloud acquisition system construction method. Firstly, the sprayed area and key features on the vehicle surface are analyzed, and the surface model and point cloud model are extracted from the CAD model, and the model geometry, area position and other information are calculated. Secondly, the camera pose sequence required for scanning can be obtained, by using the constructed point cloud model based on NBV algorithm for viewpoint planning. Thirdly, the viewpoint optimization is realized for the overall scanning of the vehicle surface. Four kinds of point cloud acquisition system implementation methods are proposed. For each method, the scanning time and accuracy are analyzed theoretically. And for the certain method, simulation experiments are carried out.

Aiming at the registration problem of the scanned vehicle point cloud and the model in the database, a vehicle type identification and registration method based on the combination of FPFH features and ICP algorithm is proposed. Point cloud feature calculation and point cloud registration technology are mainly studied. Firstly, certain area of the vehicle is scanned with the point cloud collection equipment, to obtain the point cloud data. Secondly,

the FPFH features are calculated and then matched with that of vehicle point clouds in the vehicle database, to obtain the vehicle types with a high degree of matching. Thirdly, the vehicle type and coordinate transformation information are obtained with the highest degree of registration. Finally, the viewpoint planning coordinate system and the vehicle coordinate system are unified, and the surface of the vehicle can be scanned using the planned viewpoints.

Aiming at the problem of the reconstruction of scattered point cloud models on the vehicle surface and region segmentation, a vehicle point cloud segmentation method based on region growth is proposed. The point cloud processing method, point cloud data fusion and segmentation method, and surface reconstruction method are mainly studied. The scanned local point clouds are combined to obtain a vehicle point cloud model, and then the vehicle point cloud data is processed for outlier filtering and voxel filtering, which are used to reconstruct the vehicle surface model and subsequent algorithm processing. The point cloud preprocessing algorithm, point cloud feature description method, point cloud registration algorithm, surface reconstruction algorithm related to point cloud processing are studied, and related algorithms are used for simulation experiments.

Aiming at the problem of the fusion of point cloud data and digital camouflage color data in the reconstruction of three-dimensional spraying models, a grid point coordinate calculation method for digital camouflage clumps based on point cloud interpolation is proposed, and a digital camouflage reconstruction method for vehicle surface reconstruction based on texture mapping is proposed. Research on cloud segmentation algorithm, camouflage group grid coordinate calculation, and camouflage group color information mapping are carried out.

The vehicle surface point cloud model is segmented according to the location information of the spraying area, and the interpolation method is used to calculate the camouflage cluster grid point coordinates. The spraying area camouflage cluster grid boundary is aligned with the spray pattern boundary, then the pattern attributes and position information are fused to achieve the camouflage reconstruction.

**Key Words:** vehicle; digital camouflage; spraying model; high precision; quick reconstruction

## 目录

摘要 .....	I
Abstract .....	III
第 1 章 绪论 .....	1
1.1 论文研究背景与意义 .....	1
1.1.1 论文的研究背景 .....	1
1.1.2 论文的项目支撑 .....	2
1.1.3 论文的重要效益 .....	2
1.2 研究现状与趋势 .....	3
1.2.1 非接触式空间三维数据采集关键技术 .....	3
1.2.2 视点优化方法 .....	7
1.2.3 点云数据处理关键技术 .....	9
1.2.4 曲面重构与重参数化关键技术 .....	14
1.3 论文的主要研究内容及章节安排 .....	15
第 2 章 三维喷涂模型快速重构与车辆表面扫描方法 .....	17
2.1 三维喷涂模型快速重构方法 .....	17
2.2 车辆表面快速高精度扫描方法 .....	23
2.2.1 基于面激光局部视野拼接的点云扫描方法 .....	23
2.2.2 基于线激光拼接的点云扫描方法 .....	25
2.2.3 基于线激光光幕的点云扫描方法 .....	26
2.2.4 基于大空间扫描设备的全局扫描方法 .....	27
2.2.5 扫描方法性能综合评估 .....	28
2.2.6 系统机械结构方面提高扫描精度的技术手段 .....	28
2.3 车辆扫描过程中的视点优化方法 .....	32
2.3.1 视点优化中基本概念 .....	33

2.3.2 基于 NBV 求解的视点规划方法 .....	35
2.3.3 点云扫描过程仿真验证 .....	37
<b>第 3 章 基于 ICP 算法与区域生长算法的车辆点云配准与喷涂区域划分技术 .....</b>	<b>41</b>
3.1 车辆点云数据前处理关键方法 .....	41
3.1.1 点云数据描述方法 .....	42
3.1.2 异常数据处理方法 .....	42
3.1.3 数据降噪方法 .....	43
3.1.4 车辆点云数据采样与一致性评价方法 .....	47
3.2 基于 FPFH 特征的车辆点云快速匹配方法 .....	49
3.2.1 点云局部特征描述方法 .....	50
3.2.2 点云全局特征描述方法 .....	56
3.2.3 车辆点云 FPFH 特征构造方法 .....	61
3.3 基于 ICP 配准与区域生长算法的车辆点云数据分割方法 .....	62
3.3.1 基于 ICP 算法的点云配准方法 .....	62
3.3.2 基于区域生长的点云聚类方法 .....	64
3.3.3 基于喷涂区域划分的车辆表面点云聚类方法 .....	67
<b>第 4 章 车辆曲面重建与图案信息融合方法 .....</b>	<b>71</b>
4.1 基于泊松重建方法的车辆表面模型重构 .....	71
4.2 数码迷彩色块格点坐标求解方法 .....	74
4.2.1 一般曲面度规构造与测地线求解方法 .....	75
4.2.2 基于点云线性插值的迷彩团块格点坐标计算方法 .....	78
4.3 基于纹理映射的数码迷彩团块颜色信息融合方法 .....	79
4.3.1 喷涂区域点云边界与喷涂图案边界对齐方法 .....	80
4.3.2 基于纹理映射的数码迷彩团块颜色信息融合方法 .....	80
<b>第 5 章 车辆数码迷彩喷涂模型重构方法验证仿真实验 .....</b>	<b>83</b>
5.1 车辆数据库构建过程 .....	84

5.2 基于线激光光幕的车辆扫描与点云模型生成 .....	86
5.3 车辆表面喷涂模型构造 .....	87
结论 .....	90
论文主要研究成果 .....	90
论文主要创新点 .....	90
建议与展望 .....	90
参考文献 .....	92
附录 A 激光轮廓扫描仪调研 .....	105
附录 B 立体相机调研 .....	107
附录 C 基本原理 .....	110
攻读学位期间发表论文与研究成果清单 .....	112
致谢 .....	114
作者简介 .....	115

## 第1章 绪论

### 1.1 论文研究背景与意义

#### 1.1.1 论文的研究背景

迷彩（Camouflage）能够将对象与周围环境融为一体，从视觉上隐藏作战主体，是军方战术上的必要条件<sup>[1]</sup>。迷彩伪装技术作为保护军事武器与装备、对抗军事侦察与武器攻击的重要手段，在保障战略物资、维持部队战斗力、提高战场生存能力、维持军事储备中起着越来越重要的作用<sup>[2]</sup>。随着电子侦察技术水平的提高，为了降低己方目标被发现的可能性，伪装技术的研究突飞猛进。传统的四色迷彩（或六色迷彩），大多以多个不规则形状的条纹或斑点组成，边缘平滑清晰，在150 m以外的作战范围伪装隐蔽性好，近距离目视或红外隐蔽性能差。数码迷彩对传统的迷彩纹理样式进行晶格化处理，使边界分散模糊，并对单元花色的各个边缘界限通过技术处理，使邻接单元花色块团吻合，近距视觉隐蔽效果大大增强。

目前国内数码迷彩图案主要由工人通过单色喷涂设备进行手工喷涂。由于手工喷涂作业过程中，喷涂的漆料含有大量苯类、醛类、胺类等有害气体，对工人的身体健康有较大影响。喷涂作业时需要根据数码迷彩图案，对待喷涂车辆表面进行相应的像素块颜色划分，同时为防止喷涂时相邻区域发生混色现象，每次进行一种颜色色块喷涂，并对其他颜色区域进行贴膜掩盖，因而每次进行喷涂效率低。由于手工喷涂误差，一次喷涂往往难以满足所需要的迷彩涂装质量要求，需要对作业面进行二次修补，降低了喷涂效率，增大了喷涂单元的边界误差，延长了喷涂作业时间，降低了伪装性能。

目前在数码迷彩涂装自动化实现方面的研究较少，主要在系统样机和基本自动化实现阶段。国际视觉系统公司（Vision Systems International, VSI）副总裁 Matt Collins 将迷彩喷涂描述为瓶颈技术（bottleneck operation）<sup>[3]</sup>，关键难点在于图案复杂，边界需要手工描绘保证边界清晰，同时每辆车会配备不同的外挂件，自动喷涂难以对外挂件进行识别与定位。

现有的车辆数码迷彩涂装作业主要存在三个问题。①在喷涂作业效率方面，现有的喷涂作业需要工人进行手工喷涂，涂装作业效率低；②在喷涂作业工艺方面，现有的喷涂技术需要针对设计的数码迷彩图案，每次进行单色喷涂，喷涂时需要对车辆表

面进行人工贴膜遮挡住已喷涂或待喷涂颜色所在的区域，以防止边界混色，因而耗费时间长，自动化水平低；③在喷涂精度方面，对于复杂数码图案，手工喷涂的精度往往难以满足要求，需要多次修补，同时在车辆实际制造、装调尺寸与设计理想尺寸存在较大误差时，手工喷涂的图案团块误差，往往难以在每个数码迷彩团块之间进行误差分配，造成涂装精度变差，降低车辆的隐蔽性能。

因此，研究车辆表面数码迷彩喷涂模型的快速重构方法，对于获得高精度的涂装具有重要的意义。

### 1.1.2 论文的项目支撑

本论文支撑课题来源是国家重点研发计划项目“个性化图案智能涂装机器人技术与系统”，隶属于智能机器人专项，重点研究个性化涂装的自动化技术，研制具备“建模-规划-编程-控制-检测”功能链条的机器人柔性智能涂装系统。其中数码迷彩喷涂模型的快速高精度重构方法，能够为喷涂系统提供高质量的喷涂模型，作为整个涂装作业自动化流程的基础环节，对涂装效率的提升与质量的保障具有重要的意义。

本论文针对待涂装车辆喷涂模型重构的需求，以待涂装车辆的设计模型、喷涂图案模型等为研究对象，为解决车辆表面数码迷彩喷涂模型的快速高精度重构问题，重点从视点优化方法、异构模型配准技术、喷涂模型重构方法等方面开展研究，突破基于局部点云特征的异构模型车辆位姿配准定位、基于视点优化计算的扫描路径规划和模型-数据-图案综合关联的三维喷涂模型重构等关键技术，建立融合 CAD 模型、数码迷彩图案与车辆真实扫描点云的一体化集成模型，为迷彩图案涂装自动化、智能化的实现提供关键的模型基础。

特种车辆以数码迷彩为代表的个性化图案喷涂，因车辆表面结构复杂容易造成漆流突变，从而导致界面混色。目前均采用人工操作工艺模式，存在效率低、质量一致性差等问题，采用智能化技术实现个性化图案的柔性快速高效喷涂是车辆制造行业的一大发展趋势。本论文通过三维扫描重建待喷涂车辆三维模型，并融合图案信息实现喷涂模型重构，能够为系统喷涂提供高质量模型。

### 1.1.3 论文的重要效益

本论文的研究成果，实现车辆表面扫描方法以及表面点云坐标信息和颜色信息的融合，作为后续喷涂机器人调色和喷涂控制的相关研究的数据输入，是整个自动化涂

装流程的第一个环节，因而对整个涂装流程的喷涂质量与效率具有重要的影响，因而对快速高精度的车辆表面数码迷彩喷涂模型的重构方法的研究具有重要效益。

本论文的研究具有重要的国防效益。三维模型-测量数据-迷彩图案综合关联的三维喷涂模型重构技术，可以在较短时间内完成系统的准备工作，进而快速、高效地实现多种装备的数码迷彩喷涂，因此在一定程度上能够实现车辆迷彩快速换装，使车辆具有随活动地域、季节、天候等变化而进行快速伪装的能力。

本论文的研究具有重要的社会效益。所研究的重构方法，能够提高数码迷彩涂装作业的自动化水平，减少工人机械化重复性的劳动工作，提高工人职业健康水平，提升车辆制造行业从业人员的社会责任感，将改变特种车辆伪装涂料喷涂传统的人工操作工艺模式。

本论文的研究具有重要的经济效益。所研究的重构方法，能够提高喷涂工艺质量、稳定性及工作效率，对产品外观质量与伪装性能有较大的提升作用，在兵器、特种装备等领域具有良好的应用前景。推广实施有利于带动上游产业发展、推进下游产业进步，促进整个产业链发展，提高关联企业效益。

## 1.2 研究现状与趋势

### 1.2.1 非接触式空间三维数据采集关键技术

真实车辆表面三维坐标的获取，是车辆喷涂模型构建的基础。对于物体表面信息的获取，通常是在建立的测量坐标系中获取物体表面三维点的信息。探测设备与被测物体没有直接接触的测量方法，称为非接触式测量方法。采用非接触式空间三维数据采集方法，在进行物体表面信息采集时，传感器本身不存在与被测物体直接接触的物理实体，不会对物体本身进行破坏，适用范围广，扫描时间短，应用广泛。

#### 1.2.1.1 非接触式空间坐标获取方法

非接触式空间坐标获取方法主要有激光测距法、结构光法、干涉测量法、视觉测量法、光幕测量法等。

##### (1) 激光测距法

激光测距可以获取深度信息，其主要原理有以下几种：

① 激光对焦法 向被测对象表面发射激光，物体表面激光光斑大小与物体和激光发射器之间的距离相关，通过调整发射器和物体之间的距离，使得激光在被测物体表面焦点保持不变，从而保证激光发射器与被测对象表面距离不变，通过激光的发射器的移动量求解出相机与被测物体表面的距离，进而得到表面点的位置信息。相当于用激光聚焦头代替了三坐标测量机的测量探头，可以实现无接触测量。测量精度高，测量范围大，测量时间长。如 Akuta<sup>[4]</sup> 等采用交叉光高灵敏度焦点检测和高性能伺服响应，在 50 mm 范围内实现了  $\pm 4 \mu\text{m}$  的高度测量精度，测量 20000 点用时约 20 min。

② 飞行时间法 飞行时间法 (Time of flight) 的基本原理是根据反射波与出射波时间差计算反射物体表面相对信号发射单元的距离信息。方法不需要图像处理，运行速度快，可实现实时测量，分辨率为毫米级，室外使用易受环境光干扰。如赵煦<sup>[5]</sup> 等利用徕卡公司的 Cyrax3000 扫描仪对大同云冈石窟进行扫描，每个扫描站点设置 4 个徕卡公司标准标靶，扫描点最小间距 5 mm，点云拼接精度 5 mm。

③ 相位调制法 向被测对象发射多个频率正弦调制激光，根据反射波与出射波相位差计算深度信息。精度较高，单点测量效率较低，抗环境干扰性较差，需要控制信噪比、频漂，选择合适的调制频率、接收功率。如张雷<sup>[6,7]</sup> 等采用 31 个相位式激光位移传感器实现 23.5 m 列车车身外轮廓 (长宽高) 测量，精度优于 3 mm。

## (2) 结构光法

① 直接三角法 利用结构光投射器向被测对象表面投射结构光，相机拍摄表面结构光的形态，根据结构光投射器和相机的位置、姿态的标定信息和三角测量原理解算深度。Will 和 Pennington<sup>[8]</sup> 等在 1971 年首先提出不基于人类视觉原理的网格编码三维重建方法，将各种平面区域编码为空间频率信息，将平面区域的提取问题转化成线性频域滤波问题。Popplestone<sup>[9]</sup> 等在 1975 年将点光源扩展成光带，提出基于结构光带的平面、柱面物体三维重建方法。Agin<sup>[10]</sup> 等在 1976 年实现了基于光条的曲面三维重建方法。Agin<sup>[11]</sup> 等在 1983 年设计了可移动光条式三维重建系统，在距离被测物体 300 mm 时，1 个像素对应尺度为 0.4 mm，视角为 36 度，深度分辨率 0.5 mm。

② 光栅相位法 由投射到被测物体表面的条纹解调出相位变化而得到深度信息。主要包括叠栅法（照射叠栅法、投影叠栅法、扫描叠栅法）、移相法（时域移相法、空域移相法）、变换法（傅里叶变换法、小波变换法）等。

## (3) 干涉测量法

主要有可见光干涉法、激光全息干涉法和激光散斑干涉法。可见光干涉法常用于

微观形貌的高精密测量，测量范围小、对机械扫描机构的控制精度要求高，测量精度在纳米级别。激光全息干涉法主要应用在液相扩散系数、微小变形检测、火焰温度场重建、应力分布检测、精密扭转检测、膨胀系数测量等。激光散斑干涉法利用激光在物体表面漫反射产生的明暗交错的散斑图像，以较高精度测量物体表面高低起伏，应用场合与激光全息干涉法相似。

#### (4) 视觉测量法

① 单视角测量 利用单个相机在单一视角下拍照进行三维重建，有多种实现方法。定焦法通过相机调焦使被测物体清晰成像，根据透镜公式计算被测物体表面深度。离焦法通过对相机标定离焦模型，计算单张图像的各点深度。明暗法根据物体表面反射系数和图片亮度计算各点深度。立体光学法通过改变光源条件计算深度。

② 多视角测量 利用不同视角的图像进行三维重建，通过有重叠的图像集解算相机位姿，利用特征匹配点进行稀疏点云匹配，进而进行密集点云匹配。双目立体视觉法是常用方法，利用两个标定好位置和参数的相机拍摄物体，利用物体表面的点在两个相机中坐标差值，根据三角形相似原理计算物体上的点与相机的距离。精度主要取决于相机标定精度、相机定位精度、图像匹配精度等，其中提高重建精度的难点在于两幅图像对应点的匹配。如文怀兴<sup>[12]</sup> 等利用 Laser-RE600III 型三维激光扫描机，采用双 CCD 光学三角测量扫描叶片，精度优于 0.032 mm。翟乃斌<sup>[13]</sup> 等采用双目视觉实现 6 m 车身外轮廓（长宽高）测量，精度优于 0.5%。Soheilian<sup>[14]</sup> 等利用立体视觉法对道路交通标志进行了三维重建，平均精度 35 mm。

#### (5) 光幕测量法

向一定的空间区域投射多条光线，形成由光线组成的“幕布”，称为光幕。根据物体具有吸收或反射光线的特性，当物体经过光幕时，可以采用传感器检测被遮挡的光线信号或被反射的光线信号，进而得到被测物体表面与光幕相交区域的表面信息。光幕测量法通常用于物体外形尺寸测量、监测、人员保护等。如蔡文<sup>[15]</sup> 等采用机器视觉和激光光幕实现 12 m 车身外轮廓（长宽高）测量，精度优于 0.3%。梁春疆<sup>[16]</sup> 等采用机器视觉测量长度，红外光幕测量高度，实现 8 m 车身外轮廓测量，精度优于 1%。赵宏剑<sup>[17]</sup> 等在车桥喷涂中，采用一对检测光幕对车辆类型与喷涂颜色等信息进行二次校检。艾琦<sup>[18]</sup> 等利用一对测量光幕，采集车桥 6 个面的深度图，应用于喷涂作业中的轨迹规划。

### 1.2.1.2 非接触式空间坐标采集系统标定技术

主要包括相机标定和手眼标定。相机模型用于构建三维坐标系中坐标与二维相机坐标系之间转换关系，相机标定在于确定相机模型中的参数成为内参数，同时也包括多个相机之间的位姿关系，称为外参数。手眼标定是确定相机坐标系与机械手坐标系之间的坐标转换矩阵，通常可分为 Eye-in-hand 和 Eye-to-hand 两种。

#### (1) 相机标定方法

① 基于模板移动的标定方法 操作简便，是常用的标定方法。在空间中放置二维信息已知的模板作为参照，利用模板上点的二维坐标与三维坐标的对应关系求解相机参数。如 Tsai<sup>[19]</sup> 等在 1987 年提出的两步法实现相机外参数和内参数的标定，标定精度高，适合精密测量的场合。张正友<sup>[20]</sup> 等在 1999 年提出用平面棋盘格进行标定，应用广泛。

② 基于相机移动的标定方法 通过调整相机在空间中的位置，或平移或旋转或做复合运动，求解相机内参。如 Song<sup>[21]</sup> 等在 1996 年提出的主动视觉标定方法，不需要标定物可求解相机内参和手眼几何参数。

③ 相机自标定方法 与基于相机移动的标定方法相比，相机自标定方法对相机移动位置的限制更小，利用相机拍摄图像之间的特征关系对相机内外参数进行标定，是目前主流的标定方法。如 Faugeras<sup>[22]</sup> 等 1992 年提出的相机自标定方法，通过拍摄一系列照片，求解两幅图像间存在的 Kruppa 方程来求解相机参数，为简化方程求解加入图像序列重建的过程进行分层逐步标定。

#### (2) 手眼标定方法

① Eye-in-hand 标定 Eye-in-hand 布置方式，相机固定在机械手末端，系统中相机与机械臂末端的相对位置固定，由于相机精度随相机与物体距离的增加而降低，系统检测精度会随机械手位置变化而改变。标定时机械臂基座与标定板相对位置固定，通过机械手移动相机，拍摄不同图像，求解相机与机械手末端相对位置关系矩阵。如 1989 年 Tsai<sup>[23]</sup> 等提出将手眼矩阵分解成旋转部分与平移部分进行求解。Song<sup>[21]</sup> 等将旋转部分线性转化为正交的三个平移矩阵求解。

② Eye-to-hand 标定 Eye-to-hand 布置方式，相机与机械臂分离，检测精度与相机和物体相对位置有关，在机械手移动过程中机械臂可能遮挡被测零件。机器人末端与标定板相对位置固定，通过机械手移动标定板，拍摄不同图像，求解相机与机械

手基座相对位置关系矩阵。

### 1.2.2 视点优化方法

物体视点自动生成方法的关键是如何确定下一最佳视点。下一最佳视点（Next Best View, NBV）问题，是子集覆盖问题，是 NPC（NP-complete）问题<sup>[24]</sup>。NP 完全问题满足两点<sup>[25]</sup>：① 属于可以用非确定性图灵机（Non-deterministic Turing Machine）在多项式时间（Polynomial time）内解决的决策问题的集合，即是 NP 问题；② 可以由任意 NP 问题约化得到。NBV 问题主要解法可分为基于模型的解法、非模型解法和全局解法<sup>[26]</sup>。

#### 1.2.2.1 基于模型的 NBV 求解方法

##### (1) 集合论解法

Tarbox<sup>[27]</sup> 等 1995 提出基于集合论的解法。将视点空间采用正二十面体递归分解，对于每个视点下的对象用可见性矩阵（Visibility Matrix）表示，视点规划问题在给定的运动路径规划下转化成检查每个视野中有序点对的集合。

##### (2) 形态图解法

Koenderink<sup>[28]</sup> 等 1979 提出形态图（Aspect graph）。形态图<sup>[29]</sup> 将对象解构为特性不同的投影视图的集合。所有视点位置和姿态构成视点空间，视点作用于三维实体后得到一个二维投影视图。利用二维视图的某种特性（Aspect）将视点空间进行划分，收集二维视图的所有等价类用于描述三维实体。常用的特性如二维视图的拓扑结构、一组面的可见面、一组遮挡边等。特性相同的二维视图所对应的所有的视点的集合称为一个形态图<sup>[30]</sup>。

##### (3) 计算几何解法

将 NBV 问题视作三维美术馆问题求解。美术馆问题（Art Gallery Problem）<sup>[31]</sup> 最初以二维形式描述，是寻找用最少的三角形划分给定多边形的方法问题。常用的下一视点生成方法主要有随机生成方法<sup>[32]</sup>、贪心求法<sup>[33]</sup>、基于邻域度量<sup>[34]</sup> 的方法、基于信息的方法<sup>[35]</sup> 等。

### 1.2.2.2 非模型的视点优化

#### (1) 基于曲面的解法

对视野中的曲面进行分析就会发现，相邻视野之间变化较大的是视野的边缘。基于曲面的解法是利用曲面边缘的特性。最常用的是遮挡边 (Occlusion Edges)。Marver<sup>[36]</sup> 等 1993 年提出沿遮挡边计算灰度求解下一最佳视点。当视野只能覆盖被测物体较小一部分时，可采用轮廓跟踪 (Contour Following) 的方法求解。Wu<sup>[37]</sup> 等 2015 年利用相邻视野的条件熵作为指标，选择互信息最大的视野为下一视野。Lamb<sup>[38]</sup> 等 1999 年基于轮廓跟踪利用一台 CMM 实现了车辆模型的三维扫描。

#### (2) 基于空间标记的解法

将背景空间离散化，以简化无序点集的获取，进而对每个空间粒度进行标记，收集所有标记为被测对象的空间颗粒作为对象表面信息。常用方法包括基于体素法求解和基于 Octree 求解。体素法 (Voxel Occupancy Method) 基本思想是每个视角将空间中的点标记为物体或环境，通常选择揭示更多物体信息的下一视角作为 NBV。Banta<sup>[39,40]</sup> 等提出的 NBV 体素法解法，将相机运动限制在球心与被测物体重合的球面上，从物体曲率半径最大的三个视角开始，更新视角使得每次揭示的未知空间最大。

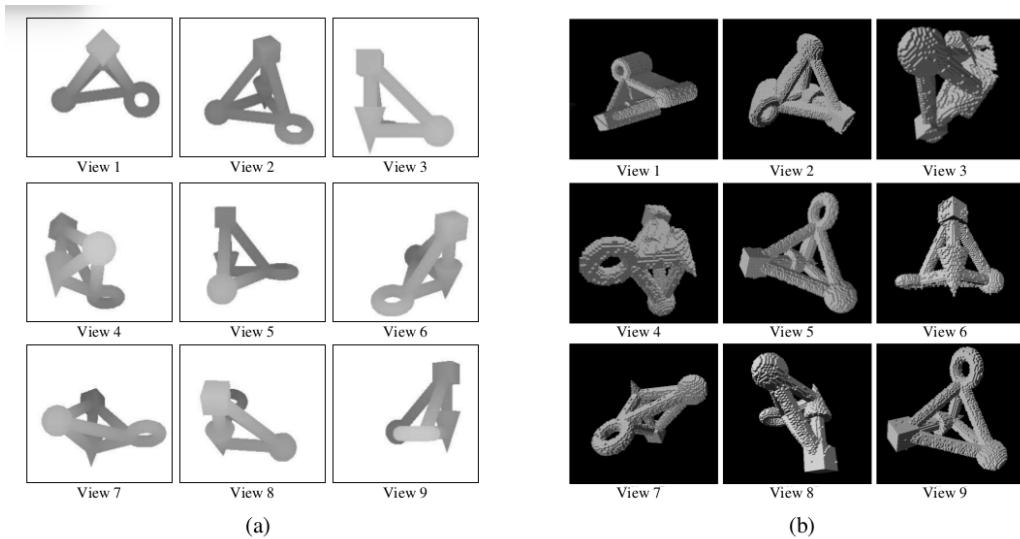


图 1.1 体素法求解 NBV<sup>[39]</sup> (a. 原视角, b. 重建视角)

Octree 法比体素法计算更快，Connolly<sup>[41]</sup> 等 1985 年用 Octree 结构分层次表示空间，选择含有最大未知空间的视角为 NBV。Papadopoulos<sup>[42]</sup> 等 1997 年采用精密 3D 激光测距仪用小视野探测未知空间，逐渐筛掉未知空间，是较早的空间雕刻方法。

Kutulakos<sup>[43]</sup> 等 2000 年提出空间雕刻 (Space Carving) 的方法求解 NBV 问题，采用相机横扫同时不断删除空间中的背景像素。Reed<sup>[44]</sup> 等 1999 年提出立体几何 (Solid Geometry) 解法，每次将视野中图像拉伸成三维度体，所有视野的合集构成被测物体的表面。

### 1.2.2.3 基于全局求解的视点优化

Yuan<sup>[45]</sup> 等 1995 年提出质量向量链 (Mass Vector Chain) 方法，将物体视野区域中曲面曲率加权均值作为 NBV 解。Pito<sup>[46]</sup> 等 1996 年将相机位置称为位置空间 (Positional Space, PS)，定义相机方向为位置方向，利用所构建的虚拟空间简化搜索过程。传感器和传感器位姿移动机构往往需要大量转换，如采用多自由度机械手。这种将信息投影到虚拟空间以简化计算的方法称为中间空间再现法 (Intermediate Space Representation Method)。Bajcsy<sup>[47]</sup> 等 1988 提出主动视觉方法，提出了包括专家系统、机器学习方法等在内的全局解法。

## 1.2.3 点云数据处理关键技术

### 1.2.3.1 点云前处理关键技术

#### (1) 粗大误差剔除方法

对于多次等精度测量，常用的判断准则有  $3\sigma$  法则，Grubbs 准则，Dixon 准则，对应相关方法分别构造统计量，进行数据过滤。

#### (2) 数据滤波方法

数据滤波一定程度上能减小误差的影响。可分成基于条件的滤波和基于特征采样的滤波。基于条件的滤波通常是构造选择函数，如选择空间中指定区域的点、根据曲率、数据密度等对点云筛选；基于特征采样的滤波每次处理采样窗口的数据，根据局部性质进行筛选，如均值、中位数、高斯权重等。具体在章节3.1.3中详细分析。

#### (3) 数据重采样方法

从原始数据中抽取样本的方法有很多，常用基于邻域的样本选择方法。如 Wilson<sup>[48]</sup> 等 1972 年提出最近邻方法，删除邻域样本中类别数量少的类别的样本。Tomek<sup>[49]</sup> 等 1976 年提出在定义的特征距离下，互为最近样本的一对样本，属于类别的边界附近或其一为噪声，称这样的样本对为 Tomek Links，不断剔除 Tomek Links 得到良好

的样本。Mani<sup>[50]</sup> 等 2003 年提出选择 kNN 中到最远的多个反例平均距离最小的正例样本。Chawla<sup>[51]</sup> 等 2002 年提出 SMOTE 方法，实现基于邻域样本的数据插值。Han<sup>[52]</sup> 等 2005 年提出 Borderline-SMOTE 方法，先根据设定阈值将邻域点属性二分类，将 SMOTE 应用在两种类别点的数量差别不明显的邻域上，生成分类边界线（Borderline）附近的样本。He<sup>[53]</sup> 等 2008 年将 SMOTE 发展为 ADASYN，可生成多个样本。

#### (4) 重采样一致性评价方法

估计方法主要有三种<sup>[54]</sup>：M-Estimates（Maximum Likelihood Type Estimates）、L-Estimates（Linear Combinations of Order Estimates）、R-Estimates（Estimates Derived from Rank Tests Estimates）。R 估计基本思想是对点偏差大小排名赋予权重，用于下次模型参数估计。L 估计取点偏差中值或偏差值较小的部分均值作为模型评价指标。如 Peter<sup>[55]</sup> 等 1984 年提出 LTS(Least Trimmed of Squares)，OLS 估计的模型点误差排序，取中间部分平均值作为模型参数评价指标。Peter<sup>[55]</sup> 等 1984 年提出 LMS（Least Median of Squares）进行误差估计，基本思想是每次随机采样拟合模型后，计算点集偏差中值，取中值最小的模型参数作为最优解。Inui<sup>[56]</sup> 等 2003 年用 LMS 进行线性拟合。最大似然估计（M-Estimates）基本思想是构造样本与模型估计点的距离，取距离和最小作为优化目标。最基础的误差估计方法是最小方差（Least Squares, LS or Ordinary Least Squares, OLS），即取模型估计点与原始点距离的平方和作为优化函数，使优化函数取最小时的参数作为模型参数。OLS 受噪声影响较大。Kiers<sup>[57]</sup> 等 1997 年提出 WLS（Weighted Least Squares, WLS），每次模型估计时根据样本与模型的偏差赋予不同的权值供下次更新使用。Fischler<sup>[58]</sup> 等 1981 年提出 RANSAC，提出用最小的样本拟合模型的数据选择方法，该方法对阈值较敏感。Torr<sup>[59]</sup> 等 2000 年提出 MLESAC，使得构造的似然函数取最大值的模型作为最优解。

#### (5) 噪声生成算法

仿真中常用到噪声生成算法，可分成基于点的构造方法和基于格点的构造方法。其中基于点的随机数生成方法，如 1996 年<sup>[60]</sup> 等提出 Worley 噪声，基本思想是将点到随机生成一系列点的最近距离作为噪声。基于格点的随机数生成方法有很多，如 Perlin<sup>[61]</sup> 等 1985 年提出 Perlin 噪声，利用格点梯度的平滑与加权平均构造噪声点；Perlin<sup>[62]</sup> 等在 2002 年对噪声生成算法提出一系列改进方法。

### 1.2.3.2 点云特征描述方法

点云数据为空间坐标，根据原始的坐标数据可以构造相关的特征，用于描述点云数据所在的空间曲面的结构。常用的点云特征描述方法主要有局部描述特征和全局描述特征。

其中局部描述特征主要包括基础特征和描述特征。其中基础特征主要是法向量、曲率等与点集所在空间曲面有关的特征，其中法向量特征比较重要。描述特征是根据点的邻域关系构建的描述点集特征的构造特征，主要是利用点的坐标值进行构建。通常所构造的评价特征具有平移和旋转不变性、受采样频率影响小、对噪声不敏感等特性。局部描述特征构建中使用的坐标值，可以基于点集原始坐标计算，也可以构建局部参考坐标系（Local Reference Frame, LRF），根据局部坐标进行特征量计算。可以根据是否进行坐标变换分成基于 LRF 的局部特征和非 LRF 局部特征。

全局描述特征是考虑全部给定点集的描述方法，主要包括如均值、方差、中值等通用统计量，基于考虑全局性质的特征描述算子，以及关键点检测算法。求解给定点集特征的过程，在于将给定点集经过一系列运算后得到特征点集，因而特征可以作为点集之间的一个映射，因而关键点检测算法可以视为一类全局性的描述特征构造算法。

① 邻域拓扑构造 Cover<sup>[63]</sup> 等 1968 年提出 kNN (k Nearest Neighbors) 方法，用数据近邻的集合构造数据的覆盖作为邻域的表示。三角网格细分 (Delaunay tessellation, DT) 是常用的点集拓扑模型，Lawson<sup>[64]</sup> 等 1977 年提出对角线交换算法通过逐渐增加点计算 Delaunay；Bowyer<sup>[65]</sup> 等 1981 年提出计算点集 Voronoi 图后求解几何对偶的方法计算 DT；Watson<sup>[66]</sup> 等 1981 年基于 Delaunay 三角外接圆不含点集的特性进行 DT 构建。四边形区域的邻域拓扑多在 CAD 领域的几何模型构建中<sup>[67]</sup>，如线框模型、表面模型、实体模型等的表达中，构造方法主要有边界表示法 (Boundary Representation, B-rep) 和几何体素构造法 (Constructive Solid Geometry, CSG) 等。

② 法向量 计算可分成基于优化的方法和基于统计的方法。基于优化的方法如 Huang<sup>[68]</sup> 等 2001 年对邻域点集进行平面拟合，用 SVD 求解平面法向量作为点的法向量。Hoppe<sup>[69]</sup> 等 1992 年提出用 PCA 求解平面拟合问题，是最常用的方法。Gop<sup>[70]</sup> 等 2000 年提出将与点的邻接边向量夹角最大的向量作为点的法向量。Milroy<sup>[71]</sup> 等 1997 年提出用二次曲面代替平面实现更高精度的点法向量计算。基于统计的方法利用点到邻接点的向量估计点的法向量，如 Jin<sup>[72]</sup> 等研究了多种法向量估计方法。

③ 基于 LRF 的局部描述特征 Yang<sup>[73]</sup> 等 2017 年提出 TOLDI (Triple Orthogonal Local Depth Images) 特征，将点云投影到构建的局部参考标架三个参考平面转化二维点集，并栅格化成  $w \times w$  的局部深度图再归一化每个点与邻域边缘的距离，得到  $3 \times w \times w$  维度的 TOLDI 特征。Dong<sup>[74]</sup> 等 2017 年提出 BSC (binary shape context) 特征构造方法，对每幅投影图进行空间离散化并利用 2 个高斯核函数过滤，过滤后的 6 幅图像降维成 bit 串构造一个 6 维的 BSC 特征。Prakhya<sup>[75]</sup> 等 2017 年提出 3DHoPD (3D Histogram of Point Distributions) 特征，是对点集变换到局部参考坐标系后，收集点坐标与点的邻域分布信息作为 3DHoPD 特征。Zou<sup>[76]</sup> 等 2018 年提出 BRoPH 特征，点云在局部参考系参考平面投影后，每个投影点云分别离散成深度图像和距离分布图，再融合降维成一维特征。Srivastava<sup>[77]</sup> 等提出 3DBS (3D Binary Signatures) 特征，将关键点与其邻域点的法向量差值按正负进行二进制编码构建特征。

③ 非 LRF 局部描述特征 Rusu<sup>[78]</sup> 2008 年提出 PFH，将点对之间的关系表示成四维向量。Rusu<sup>[79]</sup> 等 2009 年提出 FPFH，简化与加快 PFH 特征的计算。Rusu<sup>[80]</sup> 等 2010 年提出 VFH，将 FPFH 特征的计算限制在每个点与点集重心 (Centroid) 上，点集重心的法向按视点到重心点的方向。Drost<sup>[81]</sup> 等 2010 年提出 PPF 局部特征，利用点对坐标和法向量之间夹角构造的 4 维特征向量。Yang<sup>[82]</sup> 等 2016 年提出 LFSH (Local Feature Statistics Histogram) 特征，点  $p$  的 LFSH 特征由三部分拼接成：邻域法向量角度与  $p$  法向量夹角分布直方图；投影到过  $p$  的法向量为  $p$  的平面后，点集密度分布直方图；投影点集深度直方图。

④ 全局描述特征 Mote<sup>[83]</sup> 等 2016 年提出 GASD 特征，将点云在局部空间中进行离散化做统计。Moran<sup>[84]</sup> 1950 年提出 Moran's I 指数，用于描述空间差异 (spatial dissimilarity)，常用于分析数据之间的相关性与空间分布的关系。Harris<sup>[85]</sup> 等 1988 年提出 Harris 算子，构建相邻邻域间的特征变化度量二次型，根据特征梯度矩阵的特征值判断所选择邻域的位置。Sipiran<sup>[86]</sup> 等 2011 年提出 Harris-3D 算子，数据变换到局部参考坐标系后构建曲面度量，用高斯函数离散度量梯度，进而判断邻域位置。Lowe<sup>[87]</sup> 等 2004 年提出 SIFT 特征，利用高斯差分取极值构造多尺度下的特征。Flint<sup>[88]</sup> 等 2007 年提出 THRIFFT 特征，是基于 SURF 对 SIFT 的推广，对于点  $p$ ，对其邻域中每个点在两个不同大小局部求解法向量，取法向量角度差值的直方图作为  $p$  的 THRIFFT 特征。Steder<sup>[89]</sup> 等 2011 年提出 NARF 特征，基本思想是投影后 2D 距离与投影前 3D 距离相差较大的点之间可能存在边缘。

### 1.2.3.3 点云配准与分割方法

① 点云配准方法 点云配准是将点云局部特征相同的区域重叠，实现不同的局部点云合成的方法。考虑到计算复杂度与计算精度，通常分成粗配准和精配准。粗配准中确定两配准点云之间的位姿变换关系，可以直接用点云采集时的采集系统位姿信息，或基于采集点云用粗配准算法计算。如 Rusu<sup>[79]</sup> 等 2009 年提出的采样一致性初始配准算法 (Sample Consensus Initial Alignment, SCA-IA)；Aiger 等<sup>[90]</sup> 2008 年提出 4 点法 (4-Points Congruent Sets, 4PCS)，利用平面中相交的两线段被交点分成的两部分比例的仿射不变性，在待匹配的两点云中寻找共面的四个对应点；Mellado<sup>[91]</sup> 等 2014 年提出 Super 4PCS(Super 4-Points Congruent Sets) 算法，首先进行 2 个点的匹配，利用四点交线夹角，将另外一对点的搜索限制在相应球面的部分区域，提高匹配速度；Mohand<sup>[92]</sup> 等 2015 年提出 G-4PCS (Generalized 4-points congruent sets)，将 4 点法拓展到非共面点。精配准算法主要是 ICP 算法，如 Besl<sup>[93]</sup> 等 1992 年提出迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法，迭代计算最近点对之间的变换矩阵求解点集之间的关系，其中利用四元数求解变换矩阵。Arun<sup>[94]</sup> 等 1987 年提出变换矩阵的 SVD 解法。Chen<sup>[95]</sup> 等 1992 年提出利用点集构造切平面，利用切平面距离按最小二乘构造优化函数，不要求解最近点对。Newcombe<sup>[96]</sup> 等 2011 年提出 KinectFusion 算法，优化目标函数为点集间切平面距离和最小，提高了求解效率。

② 点云分割方法 点云分割 (Segmentation) 用于对点云中的点进行分类，有很多实现方法。如基于边缘的分割方法，计算点的局部特征用于检测如曲率阶跃点、曲率局部极值、曲率过零点、深度不连续点等的边界点，利用边界点对原始点云数据进行划分，得到多个不同的区域。基于区域的分割方法，如 Adams<sup>[97]</sup> 等 1994 年提出区域生长原理的图像分类分割方法；Zuckerberger<sup>[98]</sup> 等 2002 年基于区域生长实现了表面网格的聚类；Shlafman<sup>[99]</sup> 等 2002 年提出基于 K-means 的分割方法；Golovinskiy<sup>[100]</sup> 等 2009 年提出基于图论最小割理论的点云分割方法。Chazelle<sup>[101]</sup> 等 2012 年提出 DoN 方法，利用点在宏观尺度和微观尺度下的法向量差异，过滤低频信息，对保留的局部细节特征进行基于欧式距离的聚类，实现点云分割。Papon<sup>[102]</sup> 等 2013 年提出超体素分割，将点集收集在体素中，以体素为最小单位进行区域生长。Christoph<sup>[103]</sup> 等 2014 年提出局部凸连接 (Locally Convex Connected Patches, LCCP) 算法，在超体素分割后，根据相邻面片的凹凸性进行聚类。

## 1.2.4 曲面重构与重参数化关键技术

### 1.2.4.1 曲面重建方法

主要可分成参数化曲面和非参数化曲面。

① 参数化曲面 Bézier<sup>[104]</sup> 1970 年提出 Bézier 曲面，之后有很多基于三角形区域的构造方法研究，如 Sabin<sup>[105]</sup> 等 1977 年提出三角曲面的矢量构造表达式； Farin<sup>[106]</sup> 等构造了三次形式的  $G^0$  连续的三角曲面； Alfeld 等构造了五次  $G^1$  连续的三角曲面。矩形区域的 B-Spline 曲面与 Bézier 曲面相比控制点数目更加灵活，如 Eck<sup>[107]</sup> 提出构造三次  $G^1$  连续的 B-Spline 曲面； Milroy<sup>[108]</sup> 提出将多个小曲面利用最小二乘拟合，实现近似  $G^1$  连续构造。 Versprille<sup>[109]</sup> 等将 B-Spline 曲面进一步发展为非均匀有理 B 样条 (Non-Uniform Rational B-Spline, NURBS)。 Sederberg<sup>[110]</sup> 等 2003 年提出 T-spline 用于减少 NURBS 曲面中控制点数量。 Sederberg<sup>[111]</sup> 等 2004 年提出局部细分方法提高 T-spline 建模精度。参数化曲面的发展历程大致梳理如图 1.2 所示。

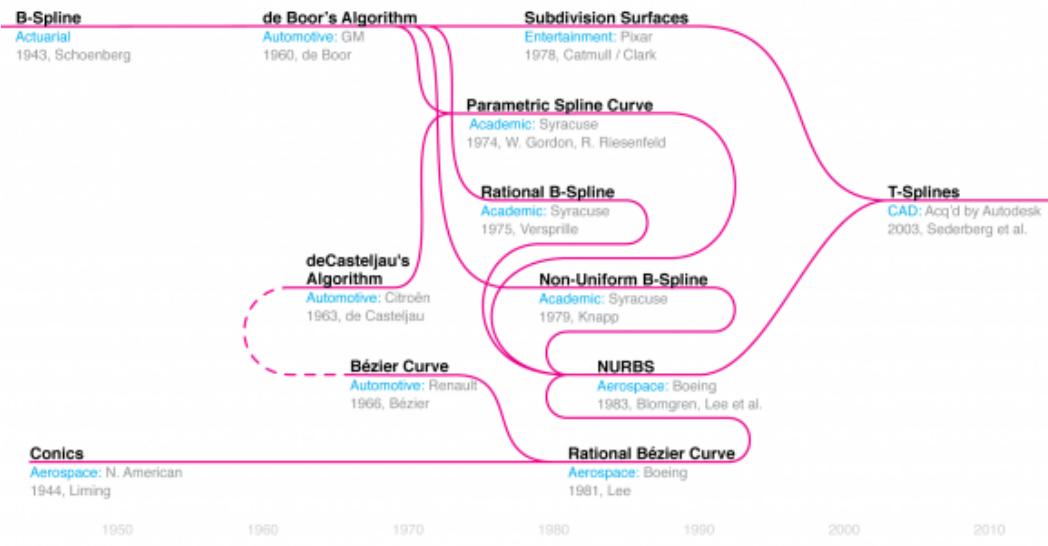


图 1.2 参数化曲面发展历史图<sup>[112]</sup>

② 非参数化曲面 Lorensen<sup>[113]</sup> 等 1987 年提出 Marching Cubes 算法，利用顶点对边界与体素边交点坐标进行插值的方法实现表面重构。 Kazhdan<sup>[114]</sup> 等 2006 年提出 Poisson 重建算法，构造泊松方程作为表面隐函数方程，进而提取等值面作为表面。 Marton<sup>[115]</sup> 等 2009 年提出贪婪投影三角化 (Greedy Projection Triangulation) 表面重建方法，将点云投影到 LRF 坐标平面中，利用 Delaunay 区间增长得到二维网格，根据拓扑关系重构三维空间三角面片。

#### 1.2.4.2 曲面重参数化方法

① 离散测地线求解 测地线是欧式度规中局部两点间的最短路径，其求解问题是 NP-Hard 的<sup>[116]</sup>。Dijkstra<sup>[117]</sup> 1959 年提出测地线的经典计算方法 Continuous Dijkstra 算法；Mitchell<sup>[118]</sup> 等 1987 年提出 MMP 算法，利用 Voronoi 图，将路径经过的多边形投影到平面中计算路径长度；Chen<sup>[119]</sup> 等 1990 年提出 CH 算法，利用边缘上的一系列窗口对最短的路径进行重新编码；Polthier<sup>[120]</sup> 等 2006 年提出 NURBS 曲面测地线和基于三角形区域的 NURBS 曲面离散测地线算法；Xin<sup>[121]</sup> 等 2009 年提出改进的 CH 算法，利用前向传播（Front Propagation）进行迭代计算。

② 空间四边形网格划分 有许多构造规则网格的算法。Loop<sup>[122]</sup> 等 1987 年提出基于网格细分的规则网格构造方法，对原始的散乱网格利用三角形网格进行细分，进而从细分格点中提取规则的格点；Blacker<sup>[123]</sup> 等 1991 年提出基于平铺的规则网格生成方法；Schroeder<sup>[124]</sup> 等 1992 年提出基于顶点简化的方法，通过不断合并非边界顶点简化网格；Hoppe<sup>[125]</sup> 等 1993 年提出基于边折叠的规则网格构造方法。

### 1.3 论文的主要研究内容及章节安排

本文主要实现车辆喷涂模型自动化快速重构方法，主要应用于大型车辆表面模型的扫描与喷涂模型重构。主要研究内容包括：车辆表面点云信息扫描方法研究，车辆整体点云拼接与点云处理过程研究，车辆点云数据分割方法研究，曲面重建方法研究，车辆喷涂模型重构方法等方面。

本文主要包括六章，各章的主要内容为：

第 1 章是绪论部分，主要介绍了本论文的研究背景与研究意义，对非接触式三维数据采集方法、视点优化方法、点云合成与分割技术、曲面重构方法等研究现状进行了分析，并介绍了本文各章节安排。

第 2 章提出车辆表面三维喷涂模型快速重构方法，并针对大型车辆表面的三维数据获取问题，提出 4 种车辆表面点云数据的采集方法，并对所提出方法进行综合性能评估与比较，进而对系统的具体实现方案、扫描过程中的视点规划方案等进行进一步研究，并开展相应的仿真研究。

第 3 章重点研究车辆扫描点云类型识别与配准方法。首先研究了与点云处理有关的算法，包括点云异常值剔除方法、点云数据滤波算法、点云特征提取算法，并基于

车辆点云数据计算 FPFH 特征实现车辆类型快速匹配，进而利用 ICP 配准算法实现车辆局部点云的配准，得到车辆的整体点云模型。并研究点云分割算法，实现车辆点云的喷涂区域分割。

第 4 章基于车辆点云数据实现表面模型重构与表面喷涂模型重构。采用 Poisson 重建算法实现基于散乱点云的车辆表面模型重建。基于纹理映射原理，结合所提出的插值法迷彩图案团块格点坐标求解方法，实现迷彩图案格点位置信息与颜色信息的融合，完成车辆表面数码迷彩喷涂模型重构。

第 5 章完成车辆喷涂模型重构方法的仿真验证。首先对车辆模型进行分析，提取主要喷涂区域与相关关键特征，完成车辆数据库构建；进而基于线激光光幕扫描方法扫描车辆，将获得车辆表面点云数据与数据库中点云数据进行匹配与配准，并利用区域生长算法基于喷涂区域对点云进行分割；最后求解迷彩图案格点坐标值并融合团块颜色信息，验证所提出的喷涂模型构建方法的可行性。

第 6 章是论文结论，对整篇文章的研究过程进行全面总结，归纳出论文的主要研究成果与主要创新点，并提出了进一步开展研究的建议与展望。

## 第2章 三维喷涂模型快速重构与车辆表面扫描方法

目前车辆自动涂装多为车辆表面整体单色喷涂，对模型基本特征、表面特征要求不高。对于四色数码迷彩喷涂，往往需要手工贴膜，每次单色喷涂时将其他三种颜色所在区域进行遮挡，减少喷涂过程中的混色以提高喷涂质量。针对大型车辆表面的数码迷彩喷涂，如果进行手工掩膜喷涂，喷涂效率低，喷涂精度一致性不好，自动化水平低。对车辆表面进行扫描，并基于扫描的车辆表面进行喷涂模型的快速重构，对于实现数码迷彩图案的自动喷涂具有重要的意义。

本章首先针对车辆扫描与三维喷涂模型构建问题，提出总体研究方法；针对待扫描车辆表面点云数据获取问题，激光扫描传感器扫描方式，提出4种车辆表面点云数据采集方法；对于扫描过程的相机位置和姿态序列进行优化设计，并基于仿真环境完成相关方法的验证。

### 2.1 三维喷涂模型快速重构方法

针对大型车辆表面喷涂区域数码迷彩图案构造过程的快速性、高精度的要求，基于对表面信息快速重构方法的研究，提出的车辆表面喷涂模型重构方法如图2.1所示。所提出的表面数码迷彩涂装模型重构方法主要包括车辆初始定位方法、扫描路径规划方法、三维喷涂模型构建方法等三部分内容。

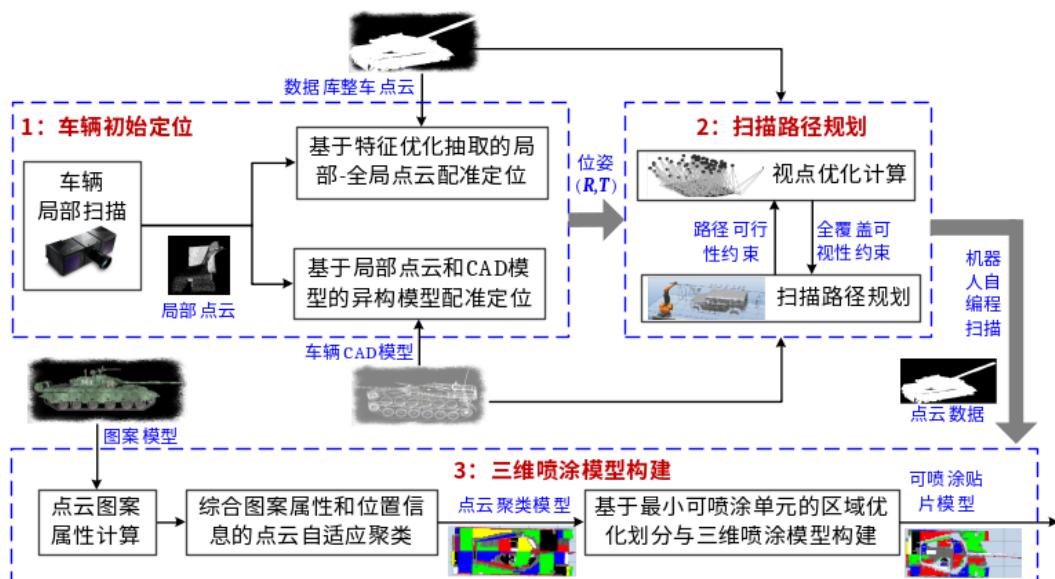


图 2.1 车辆表面数码迷彩喷涂模型重构方法流程图

### (1) 基于 CAD 模型的视点优化方法

由于车辆实际装配后整体尺寸，与车辆 CAD 模型之间会存在误差，如果完全按照 CAD 模型进行数码迷彩图案设计，可能会出现图案在真实车辆表面覆盖不完全、边界处图案越界或干涉等现象，降低数码迷彩图案准确性，降低伪装效果。因此通常需要对每辆待喷涂的车辆，利用扫描传感器对车辆表面进行扫描，利用扫描得到的数据构建车辆表面点云模型，继而进行数码迷彩喷涂模型重构。

基于 CAD 模型对扫描时相机位置和姿态进行优化，是提高车辆扫描模型扫描效率和精度的关键。由于车辆整体尺寸较大，为了保证足够的检测精度，考虑到通常的激光传感器视野大小，往往需要设置较多的扫描次数。相邻两次扫描之间，需要相机移动机构进行相机位置和姿态的变换，如采用多自由度机械臂时，扫描的辅助时间约为相机扫描时间的 2 至 3 倍。为了减少扫描时间，需要根据 CAD 模型，预先对相机的位置和姿态进行规划，提高每个视野采集点云质量，过滤掉低质量的视点，以减少扫描次数。由于车辆表面点云模型数据量较大，后续算法处理时间会较长，因此需要考虑扫描设备的分辨率选择。在保留所需要的车辆表面细节特征的前提下，尽量降低采集设备的分辨率，以提高后续算法处理效率。这里除了控制分辨率，在后续点云前处理中结合点云降采样算法，进一步减少点云密度，控制整车扫描点云模型点数在 200 万以内，保证足够的处理效率。

针对车辆表面点云构建过程中的视点优化问题，主要开展的研究内容如图 2.2 所示，首先对车辆 CAD 模型分析，对关键特征、边缘部位、特征丰富区域等进行研究，提取便于点云聚类的关键特征、关键点信息。针对所分析的关键特征、关键点，进行面向车体整体扫描时的视角优化计算，并根据视角计算结果得到优化的扫描路径。具体可从基于面特征的采样点调控、视角优化计算和扫描路径优化三个方面展开。该研究内容主要在本文第二章展开研究。

其中采样点调控方面，为保证扫描车辆模型表面覆盖率较大，需要对车辆 CAD 模型进行分析，结合与喷涂区域相关的表面特征，对扫描点进行分析，具体分析见章节 5.1。视角优化方面，首先基于对车辆表面模型的简化结合相机成像规律，确定视角与所采样表面法向量之间的角度阈值；同时在车辆简化时，需要考虑车辆表面可能出现的外挂件等干扰特征，对车辆模型进行调整，使扫描流程能够适用于含有未知特征的表面扫描。扫描路径优化方面，主要考虑的约束条件是缩短扫描路径以提高扫描效率；保证多个视角扫描得到的点云能够实现车辆整体表面覆盖；在一些关键特征处要

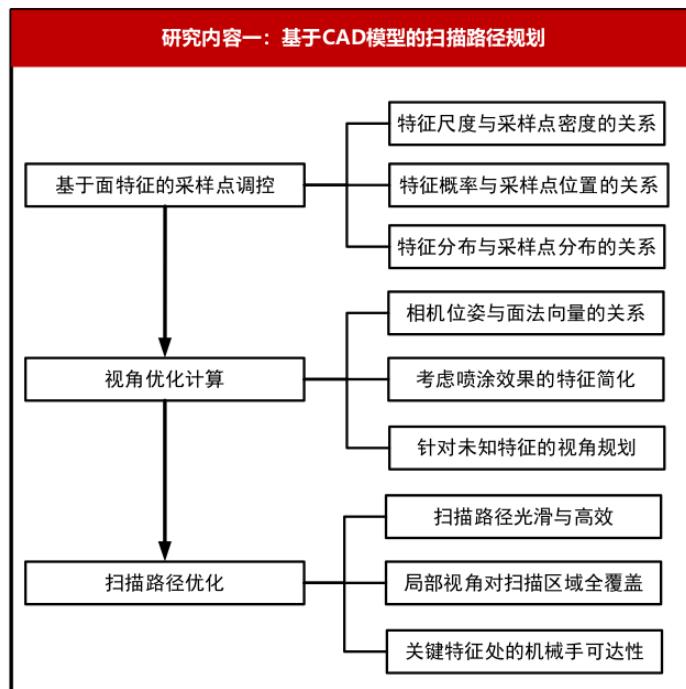


图 2.2 基于 CAD 模型的扫描路径规划

考虑避开机械臂的奇异点，可以在奇异点附近计算替代点，以保证视点的可达性。

## (2) 基于局部点云特征的车辆位姿配准定位技术

车辆到达喷涂工位后，为保证喷涂精度，在整个喷涂作业期间车辆保持静止。不同车辆停止后的位置都会有所差别，对于不同的车辆，车辆坐标系与测量坐标系之间的坐标转换关系如果采用相同的矩阵表示，在进行车辆表面点云数据采集时，可能会由于扫描时的相机与车辆之间的相对位姿关系与设定的相对位姿关系存在差异，从而降低扫描后模型的精度。因此，在车辆表面点云数据采集前，需要将待扫描车辆自身坐标系与相应的车辆 CAD 模型坐标系统统一。同时，在测量作业中，需要实现被测对象和测量坐标系的统一，在这里需要实现待扫描车辆坐标系与相机坐标系的统一。同时由于车辆尺寸较大且位姿固定，为完全扫描车辆整体表面信息，需要相机在车辆周围移动而变换位置和姿态，因此需要实现相机坐标系与相机运动机构之间坐标系之间关系的标定。当相机运动机构-相机-待扫描车辆-车辆 CAD 模型之间坐标转换关系确定后，称为车辆初始定位完成。

提高车辆初始定位的精度与效率，重点在于提高待扫描车辆与相应车辆 CAD 模型之间的配准精度与效率。因为相机运动机构与相机之间坐标转换关系，以及采用多个相机时多个相机之间的坐标转换关系，其精度是靠前期的系统标定精度保证的，同

时标定的时间并不作为所提出喷涂表面模型构建方法的建模时间的一部分。而相机与待扫描车辆之间的坐标转换关系的构建，需要确定车辆表面不共线三点在车辆坐标系与相机坐标系中的坐标，因而可以在车辆某一局部表面放置 3 个标靶球，如设置分布在车辆中轴线上距车辆最前端指定距离的一个或多个视野范围内，测量出标靶球球心在车辆坐标系中的坐标，进而通过扫描含有标靶球的局部，确定标靶球球心在相机坐标系中的坐标值，进而求解出相机与待扫描车辆之间的坐标转换关系。从相机-待扫描车辆之间坐标系关系构建过程来看，这一关系的构建过程，完全可以作为待扫描车辆与车辆 CAD 模型之间坐标系转换关系求解中的一部分，只需要提前规划好标靶球放置的位置并提前进行位置的测量与标定。

为了提高数码迷彩喷涂模型构建过程的自动化程度，从车辆到达喷涂工位指定位置停止时开始，之后的从车体扫描开始到表面喷涂模型构建过程完成，整个过程尽量提高自动化水平。其中的局部扫描部分，由于各种车辆到达指定位置后，车辆表面总会存在某个相对于检测系统坐标系而言位置相对固定区域，如车辆最前端的位置大致是固定的，这样将标靶球设置在车辆表面距离车辆前端指定距离的一个视野范围内，这样每次自动通过位姿调整机构，分成多个探测步，将相机自动移动到预先设置的位置和姿态处，通过一次或少量几次扫描即可完成车辆表面的初始局部点云数据的采集。

为了加快与数据库中数据的匹配速度，同时提高局部扫描的自动化程度，车辆的局部扫描位置设置在扫描车辆停止后，相对于测量坐标系相对固定的一个区域所对应的车辆表面区域。局部扫描的部位是根据对车辆停止时的基准位置、相机初始位置、车辆表面形态确定的，车辆停止时车辆前端到达指定位置，局部扫描设置在距离车辆前端指定的范围内；局部扫描位置设置在距离相机初始位置较近，减少相机位姿调整时间；所扫描的车辆基体的前防护装甲区域，常为带有防滑涂层的防护装甲，较为平整且所含有的车灯、把手、每个独立小装甲块的形态在不同车辆类型中具有特异性，因而将车辆基体前防护装甲区域作为局部扫描位置。可以利用局部扫描获得的点云与数据库中各类车辆的整车点云进行匹配，为提高配准效率和配准精度，可采用数据库中车辆整车点云的部分点云进行配准，如采用数据库中各类车辆前端 1.5 m 的部分点云数据。

针对车辆初始定位中待扫描车辆与对应 CAD 模型之间的配准问题，开展如图 2.3 所示的研究内容。首先对车辆进行初始帧扫描，利用点云采集设备，自动扫描车辆指定

区域获得相应点云数据，然后将扫描数据与车辆数据库中所有车辆 CAD 模型相应区域处的点云数据进行比较，实现车辆种类的确定和车辆初始位姿的配准。为了缩短配准时间，提前计算数据库中各种车辆相应的评价特征，在得到车辆表面点云后，比较扫描车辆与数据库中各种车辆的评价特征，缩小所需要匹配的车辆种类范围。为了提高配准精度，采用 ICP 算法实现局部点云数据与数据库中点云数据之间的配准。具体可从初始帧扫描、车辆点云数据库匹配和单帧点云配准三方面展开。该研究内容主要在本文第三章展开研究。

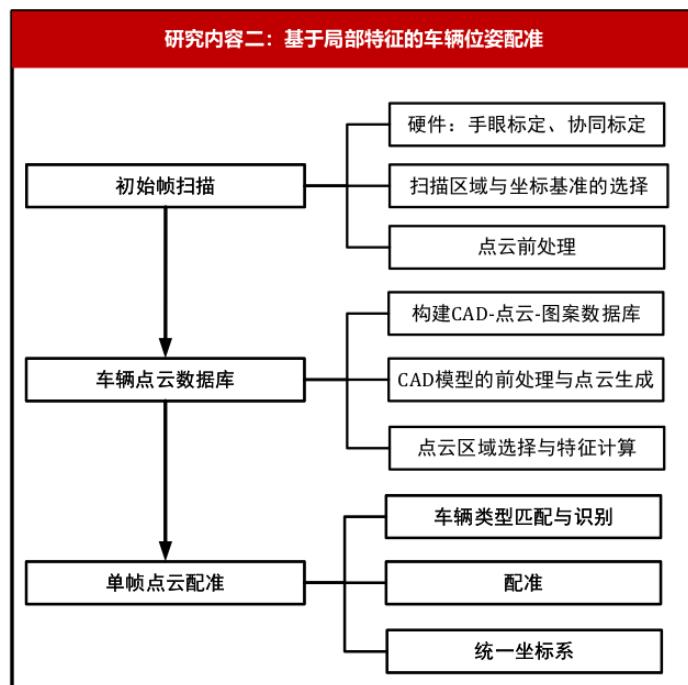


图 2.3 基于局部点云特征的车辆位姿配准定位

其中为实现初始帧扫描，在硬件上需要考虑相机与相机移动模块之间的相对位置的标定、多个相机之间的协同标定；需要设置一个统一的扫描位置，保证不同车辆之间进行比较的可行性，同时也便于多个相机之间、相机与车辆之间、车辆与车辆 CAD 模型之间建议统一的坐标系；需要考虑点云的前处理如滤波、降采样等操作。在车辆扫描之前，需要构造 CAD-点云-图案相关联的车辆模型数据库，对其中原始的车辆模型进行喷涂区域表面提取-简化-重构，结合初始扫描帧的选择生成车辆模型的关联区域点云数据，并计算其关键点或关键特征。其中单帧点云配准，主要实现扫描车辆类型的识别和待喷涂车辆与 CAD 模型的坐标系配准。

### (3) 车辆三维喷涂模型建模方法

为了实现车辆表面数码迷彩喷涂模型重构，首先利用扫描获得的局部点云拼接得到整车点云模型，然后对点云模型进行降噪、采样等处理方法，用于构建车辆表面模型。根据特征点、边缘点检测进行车体表面模型分割，获得与二维喷涂迷彩图案相对应的点云，进而将迷彩图案映射到相应点云区域，获得融合颜色信息的迷彩团块中点的点云数据。

如图2.4所示，利用规划的路径进行车辆扫描，扫描得到的点云数据处理得到整车点云模型。对点云数据进行聚类操作，并与喷涂图案信息进行融合，得到数码迷彩喷涂模型。主要包括车辆点云模型构造、点云聚类模型构造与表面喷涂模型构造三个方面。该研究内容主要在本文第四章展开研究。

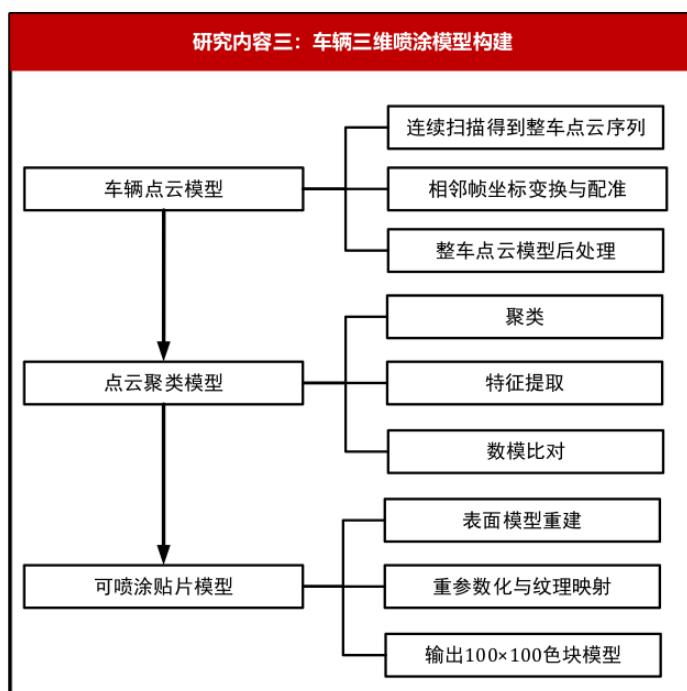


图 2.4 车辆三维喷涂模型建模方法

其中车辆点云模型构造，主要是基于对车辆表面的连续扫描，得到一系列的局部点云，将点云拼接得到整车的点云模型。其中点云聚类模型，主要是结合喷涂区域，对整车点云进行分割，对分割的子区域进行关键特征如特征方向、最小包围盒等的计算等，同时扫描得到的分区域模型也可以与 CAD 模型进行数模比对。其中表面喷涂模型构造，主要包括在可视化方面输出车辆的表面模型，对点集进行重采样并结合喷涂图案的纹理映射，得到满足要求的表面喷涂模型。

## 2.2 车辆表面快速高精度扫描方法

对于车辆表面点云扫描方法，提出 4 种具体的点云扫描方案。对于 3D 激光传感器，针对相机视野范围不同，提出局部视野拼接的扫描方法与大空间整体扫描方法。对于 2D 激光传感器，针对传感器移动方式不同，提出局部拼接的扫描方法与激光光幕的扫描方法。

### 2.2.1 基于面激光局部视野拼接的点云扫描方法

采用放置在机械手末端的立体相机，对车辆表面进行逐帧的局部扫描，扫描完成后利用局部点云拼接得到车辆表面完整点云数据。扫描方法如图 2.5 所示，其中图 2.5-a 为车辆表面模型，图 2.5-b 和图 2.5-c 是采用双立体相机进行表面扫描的示意图，图 2.5-d 中矩形区域为其中一只扫描相机的相机视野范围。

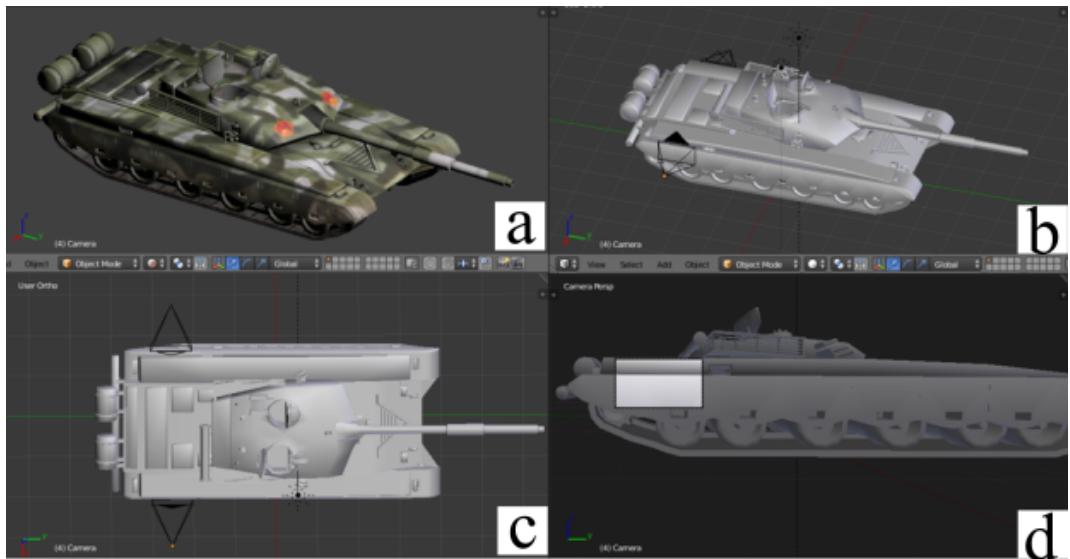


图 2.5 面激光局部视野拼接扫描方法示意图

#### (1) 扫描时间分析

根据车辆尺寸，车辆模型可以用  $10 \times 4 \times 3.5$  m 的立方体包围盒覆盖，设置未知空间尺寸为包围盒大小。设计相机与模型距离为 1m，将包围盒扩展为  $12 \times 6 \times 4.5$  m 的扩展立方体，为简化分析，将相机位置限制在立方体表面。Zivid-M 型号相机在 1m 距离下视场大小为  $691 \times 432$  mm，计算时取取  $680 \times 420$  mm。记相机视野长和宽分别为  $(v_u, v_v)$ 。如图 2.6-a 所示，立方体展开成五个面，顶面，左面，右面，前面，后面。采用双相机扫描，计算时取顶面、前面、后面的一半和整个左边侧面（或整个右

边侧面)。如图2.6-b 所示, 记每个面的长和宽分别为  $(l_u, l_v)$ , 每个面建立的二维坐标系  $O_{uv}$  中,  $u$  轴正向为图2.6中颜色加深的方向。长度方向和宽度方向上的视点数量分别记为  $n_u, n_v$ , 两相邻视野重叠区域沿着  $u$  轴方向长度记为  $G_u$ , 沿着  $v$  轴方向长度记为  $G_v$ 。设置相邻两视野的不重合率为  $k$  时, 有  $G_u = (1 - k)n_u$ ,  $G_v = (1 - k)n_v$ 。视点数量和距离可按公式2.1计算。

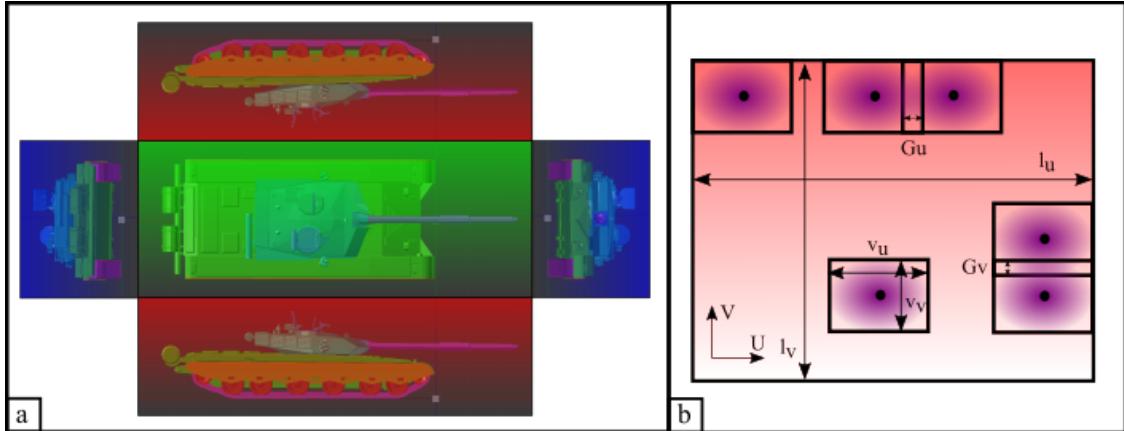


图 2.6 面激光局部视野拼接扫描方法时间计算示意图

$$\begin{aligned}
 n_u &= \left\lceil \frac{l_u - v_u}{k \cdot v_u} \right\rceil, \quad n_v = \left\lceil \frac{l_v - v_v}{k \cdot v_v} \right\rceil, \\
 d_u &= (n_u - 1) \cdot k \cdot v_u \cdot n_v + (n_v - 1) \cdot k \cdot v_v, \\
 d_v &= (n_v - 1) \cdot k \cdot v_v \cdot n_u + (n_u - 1) \cdot k \cdot v_u, \\
 d &= \min(d_u, d_v)
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

其中  $d_u, d_v$  分别为行优先和列优先时的相机末端路径长度, 取较小值作为路径长度。

在  $k = 0.8$  时, 计算得到车辆顶面 (图2.6-a 中央绿色区域) 视点数量为 336 个, 视点轨迹长度 120.6 m; 车辆两个侧面 (图2.6-a 中两个红色区域) 视点数量为 462 个, 视点轨迹长度 162.8 m; 车辆前面与后面 (图2.6-a 中两个蓝色区域) 视点数量为 110 个, 视点轨迹长度 38.0 m; 总计视点数量 1018 个, 视点轨迹长度 360m。当机械手移动速度为 0.2 m/s, 采用两个机械手与相机同步采集, 相机移动所需时间为 20min。当拍照时间为 1 s 时, 采用两个机械手与相机同步采集, 拍照时间共需要 8.5 min。总计用时 28.5 min。

## (2) 扫描精度分析

① 机械手定位精度  $\delta_R$  视点位置精度由机械手末端定位精度保证。机械手末端位置每次均设定到达所指定的坐标值，设每个视点每个方向上位置误差为  $\pm 0.5 \text{ mm}$

② 手眼标定精度  $\delta_{R2E}$  手眼标定精度  $\pm 0.8 \text{ mm}$

③ 相机点坐标采集精度  $\delta_E$  立体相机点坐标采集精度  $\pm 0.3 \text{ mm}$

④ 夹具重复定位精度  $\delta_{Re}$  夹具重复定位精度可达  $\pm 0.01 \text{ mm}$

根据误差传播理论，点的单帧点云采集误差  $\delta_{Frame} = \sqrt{3(\delta_R^2 + \delta_{R2E}^2 + \delta_E^2 + \delta_{Re}^2)}$ ，将各个方向上的误差进行合成，有单帧扫描精度  $\delta_{Frame} = \pm 1.80 \text{ mm}$ 。

⑤ 相邻帧拼接精度  $\delta_{ICP}$  相邻帧拼接精度记为  $\pm 0.5 \text{ mm}$

⑥ 多帧点云精度  $\delta_{SUM}$  多帧点云精度  $\delta_{SUM} = \sqrt{n_{view}\delta_{ICP}^2 + \delta_{Frame}^2}$ ，其中  $n_{view}$  是点云帧数。按 20 帧计算，有  $\delta_{SUM} = 2.87 \text{ mm}$ 。从而计算得到点云精度为  $\pm 2.87 \text{ mm}$ 。

## 2.2.2 基于线激光拼接的点云扫描方法

方法与章节2.2.1相似，传感器改为采用线激光轮廓传感器。传感器探测深度信息，得到一系列 z 坐标，传感器沿被测物体表面扫描，可以得到被测曲面的三维轮廓信息。根据如附录中表A-1所示线激光传感器相关调研，可采用传感器 Gocator2490 以满足设计需求。

### (1) 扫描时间分析

将车辆模型简化为  $10 \times 4 \times 3.5 \text{ m}$  的立方体。车辆顶面（图2.6-a 中央绿色区域）展开平面为  $10 \times 4 \text{ m}$ ，车辆每个侧面（图2.6-a 中的红色区域）展开平面为  $10 \times 3 \text{ m}$ ，车辆前面或后面（图2.6-a 中的蓝色区域）展开平面为  $4 \times 3 \text{ m}$ 。根据 Gocator2490 相关参数，x 轴扫描范围设计为  $1 \text{ m}$ ，最大扫描速度为  $2 \text{ m/s}$ ，实际扫描速度采用  $0.2 \text{ m/s}$ ，采用 2 台机械手并行扫描，扫描时间为  $(10 \times 4 \times 5 + 2 \times 4 \times 5 \times 2 + 10 \times 3 \times 5) = 430 \text{ s}$ 。每台激光器需要扫描次数为 15 次，记每次辅助时间  $10 \text{ s}$ ，共计扫描时间  $580 \text{ s}$ ，约 10 分钟。

### (2) 扫描精度分析

① 单帧点云采集误差  $\delta_{Frame}$   $\delta_{Frame} = \sqrt{3\delta_R^2 + \delta_E^2}$ ，其中  $\delta_R = 0.5$ ,  $\delta_E = 0.027$ ，有单帧扫描精度  $\delta_{Frame} = \pm \sqrt{0.75} \text{ mm}$ 。

② 相邻帧拼接精度  $\delta_{Nei}$  相邻帧拼接精度记为  $\pm 0.1 \text{ mm}$

③ 多帧点云精度  $\delta_{\text{SUM}}$  多帧点云精度  $\delta_{\text{SUM}} = \sqrt{n_{\text{view}}\delta_{\text{Nei}}^2 + \delta_{\text{Frame}}^2}$ , 其中  $n_{\text{view}}$  是点云帧数。当扫描间隔 1 mm, 扫描长度为 1 m 时需要扫描 1000 帧, 按 1000 帧计算,  $\delta_{\text{SUM}} = \sqrt{10.75} = 3.28$  mm。

### 2.2.3 基于线激光光幕的点云扫描方法

根据 Gocator2490 相关参数, x 轴扫描范围设计为 1.5 m, 结合车辆几何信息, 利用 4 个线激光传感器构建光幕, 光幕框架为门字形, 顶部放置 2 台线激光传感器, 左右两侧各放置 1 台线激光传感器, 车辆停止后, 光幕从车辆前部移动到车辆尾部, 即可实现车辆表面点云采集。方法示意图如图 2.7 所示。根据车辆几何尺寸和相机参数, 设计线激光传感器沿  $O_{xz}$  平面对称分布, 其中侧面相机位置在所建立的测量坐标系中的坐标分别为  $(\pm 2.9, 0, 1.03)$  m, 顶面相机位置分别为  $(\pm 0.6, 0, 3.23)$  m。其中图 2.7-a 为总体展示, 图 2.7-b 为顶部示意图, 图 2.7-c 为车辆右侧示意图, 图 2.7-d 为车辆前方视图。各子图中四个灰色长条展示的是传感器, 黑色梯形线框展示的是传感器检测范围, 从图 2.7 中可以清楚看到传感器与车辆之间的相对位姿关系。

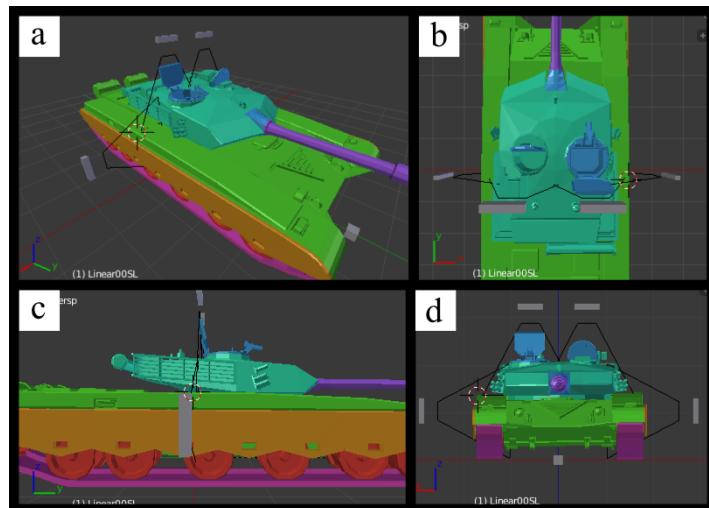


图 2.7 基于线激光光幕扫描方法示意图

#### (1) 扫描时间分析

扫描速度取决于光幕与车辆相对移动速度和线激光最大扫描速度。设计相对移动速度为 35 mm/s, 按车辆 10 m 计算扫描时间约 285 s, 即可在 5 分钟内完成扫描。

#### (2) 扫描精度分析

对于车辆速度  $35 \text{ mm/s}$ , 点云采集频率按  $2000 \text{ Hz}$ , 有  $y$  向分辨率  $18 \mu\text{m}$ , 根据  $x$  向线宽  $1.5 \text{ m}$ , 点数为  $1920$ , 有  $x$  向分辨率为  $0.8 \text{ mm}$ 。按  $z$  向扫描精度  $12 \mu\text{m}$ , 整车点云由五帧点云构成, 有点云扫描精度为  $12\sqrt{5} = 27 \mu\text{m}$ 。

#### 2.2.4 基于大空间扫描设备的全局扫描方法

由于车辆整体尺寸较大, 可考虑采用大空间扫描设备进行全局扫描。大空间的扫描设备多基于激光测距原理, 国外主要的生产厂家如: 美国的品牌 ROMER、3DLCS、Cyberware、Impact Studios、Opton、Scansite 等, 加拿大的 optech, 意大利的 Garda, 奥地利的 LMS-Z20II、RIEGL, 法国的 GS200, 德国的 ZettMess、SICK、Basler、GOM (ATOS 系列) 等。

如图2.8所示, 在车辆上方放置沿车辆包围盒上表面面对角线布置的导轨, 采用大空间扫描仪如 FARO Focus3D 扫描仪, 进行对角点方向两次扫描, 获得车辆的全局点云信息。

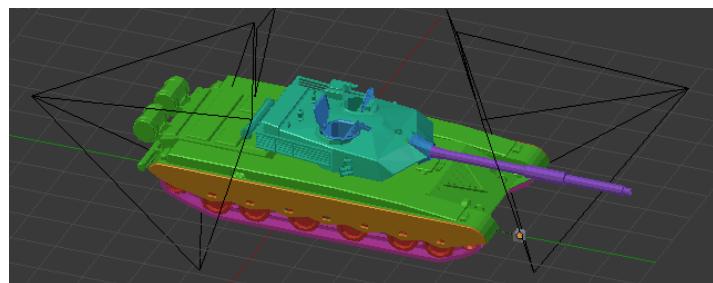


图 2.8 基于大空间扫描设备的全局扫描方案

##### (1) 扫描时间分析

FARO Focus3D 扫描仪每次扫描时间 5 分钟, 设置在 2 个角点位置扫描 2 次, 扫描时间约为 10 分钟。将采集的原始点云导入到 SCENE 软件进行数据拼接, 然后导入到 Geomagic Control X 软件中进行对齐, 数据处理时间约 15-20 分钟。总共处理时间约 45 分钟可完成。

##### (2) 扫描精度分析

扫描仪在  $10 \text{ m}$  内每次精度为  $\pm 2 \text{ mm}$ , 设备移动需要设置标靶球进行重定位, 重定位误差约  $1 \text{ mm}$ , 点云拼接精度约为  $1 \text{ mm}$ , 总体点云扫描精度预计在  $\pm 3.16 \text{ mm}$  左右。

### 2.2.5 扫描方法性能综合评估

所提出的 4 种扫描方法，综合考虑拼接精度、扫描速度、灵活性、经济性能、点云数据量等信息等评价指标，对于每个评价指标，将每种方法按指标由坏到好划分打分 [1, 2, 3, 4]，分数对比分析如表 2.1 所示。通过比较发现，综合得分最高的是采用 3D 相机的局部视野拼接方法，其次是线激光光幕扫描方法。本文选择综合评价得分最高的 3D 相机局部视野拼接的实现方法。同时线激光光幕扫描方法在评价中精度和速度均为最高，因此本文从研究的角度对线激光光幕的实现方法也进行考虑。

表 2.1 扫描方法对比评分表

序号	方法	精度	速度	灵活性	经济性	数据量	总计
1	3D 相机拼接	3	2	4	3	3	17
2	线激光拼接	2	3	3	4	1	13
3	线激光光幕	4	4	1	2	2	11
4	3D 大空间	1	1	2	1	4	9

### 2.2.6 系统机械结构方面提高扫描精度的技术手段

车辆扫描部分总体功能实现比较简单，如图 2.9 所示，主要包括导轨、机械臂和扫描仪等部分组成。为提高扫描效率，采用双导轨双机械臂设计。扫描方案的结构设计不是本文研究重点，只对其中结构方面与提高扫描精度相关的关键的部分进行研究。

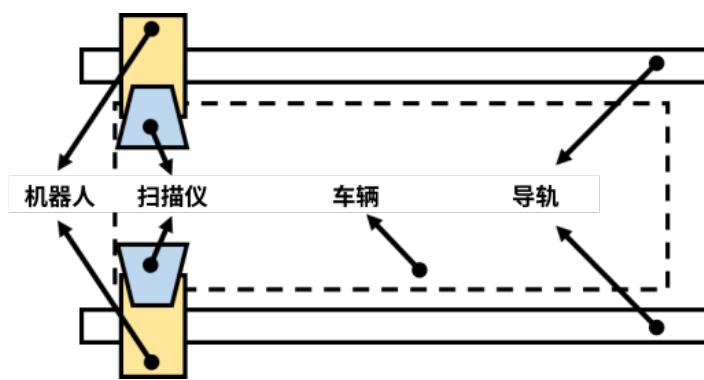


图 2.9 扫描系统总体实现示意图

#### (1) 提高相机位姿调整机构精度

机械手选型采用启帆 3800 型号机械手，最大检测半径为 3800 mm，重复定位精度优于  $\pm 0.5$  mm。选型时主要需要考虑机械手具有足够高的重复定位精度，同时机械

手末端需要能够负载相机质量。为了提高扫描点云模型精度，考虑到机械手末端点位误差的逐渐累积，可以相机拍摄一定数量或到达指定位置后进行位置校准，同时点云拼接时相邻帧采用 ICP 配准也能够减小点云误差。

## (2) 提高相机夹具重复定位精度

在喷涂作业时，机械手有其他用途，需要将扫描仪取下，以减小机械手末端负载。为减小反复装夹误差，可以在每次装夹后进行相机标定，或者采用高精度定位机构以减少标定次数。主要分析了 Erowa 定位夹具、四销钉过定位夹具和气动三爪卡盘三种夹具设计方式，考虑到 Erowa 质量较大、价格较高，三爪卡盘设计较复杂，拟采用四销钉过定位夹具设计。三种方案的详细分析过程如下。

① Erowa 定位夹具 基于一面多销定位原理，EROWA 夹具定位精度可达  $\pm 0.002$  mm。根据传感器及外壳质量，拟选用卡盘 (ER-008186<sup>[126]</sup>, 1.32 kg)、铝质万用块 (ER-010627<sup>[127]</sup>, 2.3 kg)、紧固拉钉 (ER-015465<sup>[128]</sup>, 0.09 kg)。其中定位卡盘固定安装在机械手末端的公共夹具上，托板固定安装在相机外壳上，拉钉连接托板和卡盘。结构部分如图2.10所示。需要增加一根 4 mm 气管用于自动控制夹具开关，可选择再增加一根气管用于自动清洁、气密检测、卡盘开合状态。

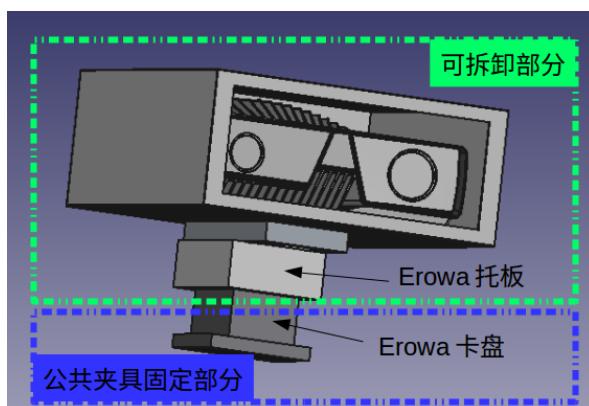


图 2.10 基于 Erowa 夹具的连接部位设计示意图

② 四销钉过定位夹具 销孔位置度一定时，增加销钉数量产生过定位可提高定位精度。设计四销钉定位夹具如图2.11所示，设计使得设备质心位置较为居中。

③ 气动三爪卡盘夹具 卡盘是常用的高精度定位部件。根据动力方式的不同，卡盘可分为液压卡盘、气动卡盘、手动卡盘。与手动卡盘相比，气动卡盘装夹迅速，更换效率高；与液压卡盘相比，气动卡盘结构简单，成本低，故障率低，易于维护，环保无污染。采用气动卡盘，相关型号调研如图2.2所示，可选用序号 3 的卡盘。选用

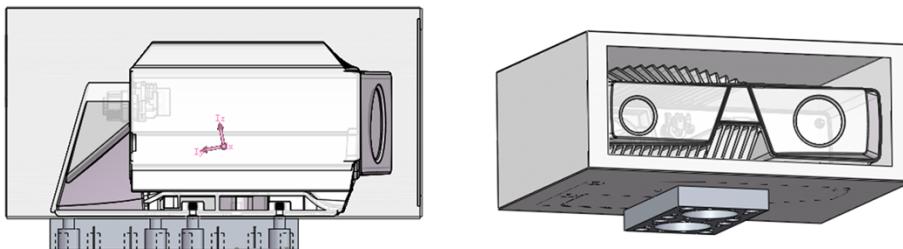


图 2.11 四销钉过定位夹具设计

气动卡盘需要设计卡爪和轴向、周向定位机构，设计较为复杂。

表 2.2 部分适配气动卡盘型号

序号	产品名称	精度 (mm)	最大夹持力 (kN)	质量 (kg)	品牌	品牌信息
1	TPS125 <sup>[129]</sup>	-	22	12	SCHUNK	德国,1945, 夹具
2	CD4 <sup>[130,131]</sup>	5e-4	-	2	PML-PAL	以色列,1969, 夹具
3*	NTS311 <sup>[132]</sup>	±0.01	1.93	1.21	北川	日本,1918, 卡盘
4	KFD110 <sup>[133]</sup>	-	12	2.1	ROHM	德国,1909, 夹具
5	2405-K <sup>[134,135]</sup>	-	36	6	BISON-BIAL	波兰,1945, 卡盘、虎钳
6	82-NBC <sup>[136]</sup>	0.002	1.8	-	FORKARDT	德国,1923, 夹具
7	3-50-3 <sup>[137]</sup>	0.001	4.1	1.4	MicroCentric	美国,1969, 工装
8	TK-04 <sup>[138]</sup>	0.001	3.1	4.4	千岛	中国台湾,1983, 卡盘
9	3U-203 <sup>[139]</sup>	-	16.7	1.8	佳贺精机	中国台湾,1989, 自动化夹持
10	B-204 <sup>[140]</sup>	-	29	4	奥玛泰机电	中国昆山,2007, 卡盘、夹爪

### (3) 提高扫描传感器数据采集精度

通常的激光扫描设备本身并不会做防爆处理。考虑到相机所在的环境是充满漆雾的爆炸性气体环境，需要参考相关国家标准<sup>[141]</sup>对相机进行防护设计。在进行防爆外壳设计时，在保证防爆性能满足相关防爆测试标准的前提下，应尽量减少外壳重量。防爆外壳底部和前部采用 1 mm 厚钢板，其余面采用 0.5 mm 厚的钢板，采用外部电源时设备与外壳总质量约 4 kg。防爆外壳采用完全密封隔绝空气的防爆设计，在外壳底部螺钉接口和电源与数据连接处需要进行密封处理。在相机前端需要采用带有双面金属镀层的防静电光学玻璃，实现防静电的同时保证传感器成像质量。

所调研的国内外主要的立体相机如表B-1所示。与本研究相适用的可供选择的部分相机外形如图2.12所示。主要对 Zivid、图漾、Kinect V2 等三种型号相机进行测试。

① Zivid 如图2.13所示，为了验证 Zivid-M 型号相机的精度，并不需要以车辆外形典型部件为实验对象。如果利用车辆外形典型部件作为实验对象，需要利用比所选择相机更高精度扫描设备获得车辆外形典型部件的表面数据，再利用相机对车



图 2.12 相关型号立体相机

辆外形典型部件表面扫描，与采用更高精度扫描设备获得车辆外形典型部件的表面数据进行比较，从而确定所选择相机的点云采集精度，这样增加了整个操作流程的复杂度。利用量块对 ZiVID 相机点云精度进行测试，将多块量块并排放置，利用传感器对量块进行扫描。由于量块之间的相对位置关系是已知的，量块之间的阶梯面之间的距离差可以快速以较高精度获得，可以根据扫描的点云之间的关系，快速准确获得点云扫描的精度。经过实际量块测量比较，点云测量精度约为  $\pm 0.5 \text{ mm}$ 。

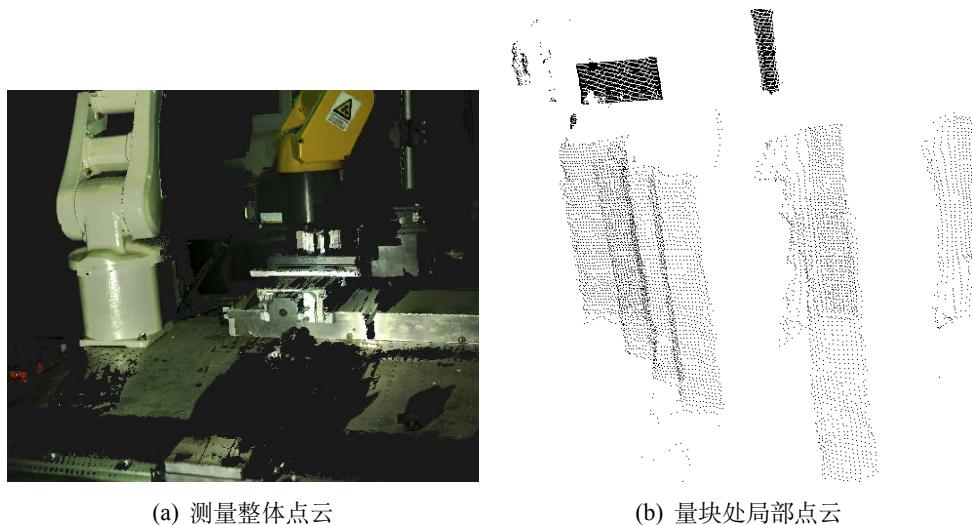


图 2.13 ZiVID 点云精度测试

②图漾 图漾 (Percipio) 的双目结构光相机，基于视差原理求解被测物体表

面深度信息。获得点云数据的主要过程包括：相机标定，图像采集，提取特征，立体匹配，深度计算，插值与重构等。图漾立体相机主动投射编码 De Bruijn 序列或 M 序列的结构光结构光，按矩形框搜索左右两个相机中对应的解码值，实现两幅图像的匹配。后续对于深度的求解还是基于双目视觉的原理，转化为求解两个三角形相似问题。可以投射不同角度的序列然后计算深度的平均值。测试图漾 FM811-IX 相机的点云数据（20190720），进行基于模板的物体位姿匹配，点云精度在毫米级别，具有较高的精度。

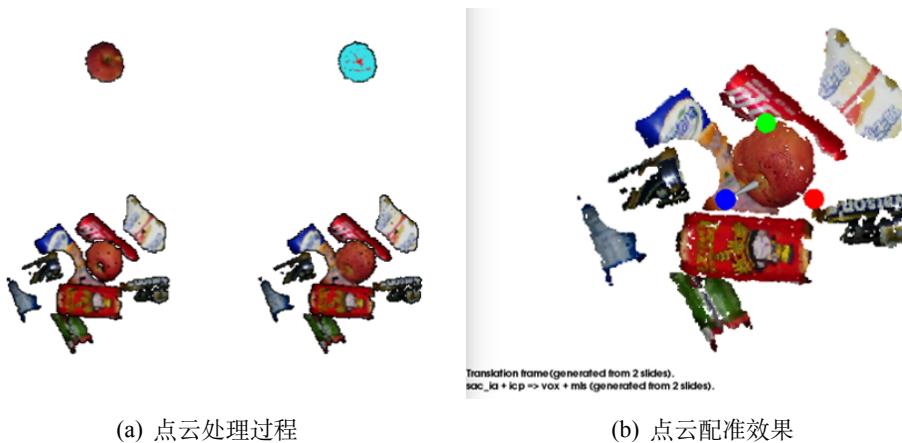


图 2.14 Percipio 相机进行点云配准实验

③ Kinect V2 基于 TOF 原理的深度传感器，采用 USB3.0 传输，理论传输速度 500 MB/s。该传感器通常作为点云实验的主要设备。

### 2.3 车辆扫描过程中的视点优化方法

由于车辆模型较大，需要多次扫描进行多个视角点云拼接获得整车点云，因而需要设计每个视点的相机布置位置和相机视角。如果人工指定每个视角，过程较为繁琐，效率低，且不具有可重复性，因此需要研究基于车辆模型进行相机位姿序列的自动生成方法。

视点规划的研究目的在于给定 CAD 模型、机械手各关节信息、相机参数等信息作为输入后，能够实现相关条件下相机位姿序列的自动生成，用于指导真实扫描过程中机械手的位姿控制和拍照过程。

### 2.3.1 视点优化中基本概念

#### (1) 齐次坐标表示方法

为了将向量映射到更高维度，如为使  $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{n+1}$ ，构造映射  $\mathbf{P} \rightarrow \mathbf{P} \times \mathbb{R}$ ： $p_i \mathbf{U}_p^i \mapsto q \cdot p_i \mathbf{U}_p^i + q \mathbf{U}_q$ ，其中  $p_i, q \in \mathbb{R}$ ， $\mathbf{U}_p$  和  $\mathbf{U}_q$  是  $\mathbf{p}$  和  $\mathbf{q}$  的坐标基矢。 $\mathbf{p}$  的新坐标称为齐次坐标 (Homogeneous Coordinates)。

齐次坐标表示是计算机图形学的重要手段之一<sup>[142]</sup>。在细化表示上，变换后在原空间中无法区分的向量和位置向量（点），可以利用增加的维度很方便进行区分<sup>[143]</sup>，向量  $\mathbf{v} \mapsto (\mathbf{v}, 0)$ ，位置向量表示为  $\mathbf{v} \mapsto (\mathbf{v}, 1)$ 。在方程简化上，采用齐次坐标，选择合适的度规后，射影几何关系可以表达成与坐标系无关的形式。在程序设计上，对于常用的仿射变换如向量的旋转和缩放、位置向量的平移，都可以写成统一的矩阵形式。

#### (2) 旋转变换表示方法

① 矩阵复合表示 通常将任意旋转表达为绕各坐标轴旋转的复合。通常采用固定的旋转顺序，可能会使两根旋转轴重合导致自由度 (Degree of freedom, DoF) 丧失，产生万向节死锁 (Gimbal Lock) 问题，如  $R_z(\beta)R_y(\frac{\pi}{2})R_x(\alpha) = R_y(\frac{\pi}{2})R_x(\alpha - \beta)$ ，容易验证等式成立，在这种情况下产生了绕 z 轴旋转自由度的丧失。采用绕任意轴 ( $R_x$ ,  $R_y$ ,  $R_z$ ) 旋转的模型会更好一些，但仍不能避免万向节死锁。其旋转矩阵如式2.2所示。

$$\begin{bmatrix} \cos \theta + R_x^2(1 - \cos \theta) & R_x R_y(1 - \cos \theta) - R_z \sin \theta & R_x R_z(1 - \cos \theta) + R_y \sin \theta & 0 \\ R_y R_x(1 - \cos \theta) + R_z \sin \theta & \cos \theta + R_y^2(1 - \cos \theta) & R_y R_z(1 - \cos \theta) - R_x \sin \theta & 0 \\ R_z R_x(1 - \cos \theta) - R_y \sin \theta & R_z R_y(1 - \cos \theta) + R_x \sin \theta & \cos \theta + R_z^2(1 - \cos \theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

② 四元数表示 四元数 (Quaternion) 将两个向量之间的关系用一次旋转表示，不表示成一系列旋转的复合，因此可避免万向节死锁问题。通常用单位四元数  $\mathbf{q} = w + xi + yj + zk$  表示三维旋转，其中  $|\mathbf{q}| = w^2 + x^2 + y^2 + z^2 = 1$ 。由  $\mathbf{q}$  可以构造旋转矩阵：

$$\mathbf{R}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} 1 - 2y^2 - 2z^2 & 2xy - 2zw & 2xz + 2yw \\ 2xy + 2zw & 1 - 2x^2 - 2z^2 & 2yz - 2xw \\ 2xz - 2yw & 2yz + 2xw & 1 - 2x^2 - 2y^2 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

旋转可以按轴-角表示，如绕  $\mathbf{u}$  旋转  $\theta$  可以用四元数表示为  $\mathbf{q}(w, \mathbf{v}) = (\cos \frac{\theta}{2}, \mathbf{u} \sin \frac{\theta}{2})$ 。

矩阵  $\mathbf{R}$  转换成四元数可按<sup>[144]</sup>：

$$\mathbf{q} = \left[ w, \frac{R_{32} - R_{23}}{4w}, \frac{R_{13} - R_{31}}{4w}, \frac{R_{21} - R_{12}}{4w} \right], \text{ where } w = \frac{\sqrt{\text{tr}\mathbf{R} + 1}}{2} \quad (2.4)$$

### (3) 坐标系统表示方法

对于空间的表达，需要建立相应的坐标系统。一般对于三维空间的二维表达，需要建立相应的局部空间、世界空间、观察空间、裁剪空间、屏幕空间。

① 局部空间 (Local Space) 或物体空间 (Object Space) 对象最开始所在的地方。处理前物体的原始数据的基准坐标系大多时候并不是程序需要的，此时更重要的是数据之间的关系，称此时对象所在的空间为局部空间。

② 世界空间 (World Space) 所定义的全局的唯一的一个空间，作为所有对象的统一描述的基准。物体的坐标从局部空间变换到世界空间可以通过一个转换矩阵实现，称该转矩阵为模型矩阵 (Model Matrix)  $M_{\text{model}}$ 。

③ 观察空间 (View Space) 也称为摄像机空间 (Camera Space) 或视觉空间 (Eye Space)。现实世界中对物体的观察往往受限于观察者，在仿真环境中引入的观察者的视角所观察到的空间称为观察空间。采用一系列位移和旋转矩阵的组合，将世界空间坐标转化为用户视野前方的坐标，从而得到观察空间。称变化矩阵为观察矩阵 (View Matrix)  $M_{\text{view}}$ 。

④ 裁剪空间 (Clip Space) 就像人的视角有限一样，受限于二维屏幕大小，观察空间可能只是部分显示在屏幕上。定义投影矩阵 (Projection Matrix)  $M_{\text{proj}}$ ，将指定坐标范围内的点变换为标准设备坐标的范围 (-1.0, 1.0)，范围外面的点不可见，被剪裁掉。将特定范围内的坐标转化到标准化设备坐标系的过程称为投影 (Projection)。通常采用透视投影 (Perspective Projection)，即取观察空间中一段四棱台，和现实相机视野相似，通常设置视场角 (Field of view, FOV)、宽高比、最近与最远可见距离等参数。也可采用正交投影 (Orthographic Projection)，即取观察空间中一个立方体。

上述变换将原始数据的顶点  $\mathbf{P}_{\text{local}}$  变换到裁剪空间  $\mathbf{P}_{\text{clip}}$ ，过程为如式2.5所示。

$$\mathbf{P}_{\text{clip}} = M_{\text{proj}} \cdot M_{\text{view}} \cdot M_{\text{model}} \cdot \mathbf{P}_{\text{local}} \quad (2.5)$$

⑤ 屏幕空间 (Screen Space) 顶点变换到裁剪空间后，采用透视线除法 (Perspective Division)，即将齐次坐标退化回原始坐标，再变换到标准化设备坐标。如对于齐次

坐标表示的三维空间数据点，前三个坐标维度除以第四个坐标维度，得到三维坐标。最终得到的坐标被映射到屏幕空间中，展现在屏幕上。

#### (4) 相机表示方法

相机 (Camera) 或观察空间 (View Space) 实际是实现坐标变换的作用，对象经过观察矩阵作用后，得到在视点  $\mathbf{P}$  处建立的观察坐标中的坐标值。在  $\mathbb{R}^3$  中为构建观察矩阵需要指定视点位置坐标和三个坐标基矢。在这里以相机像平面光线入射法线方向作为相机方向向量，记为  $\mathbf{D}$ ，作为观察空间 z 轴正方向。如记相机焦点 (Focus) 坐标为  $\mathbf{P}_f$ ，有  $\mathbf{D} = \mathbf{P} - \mathbf{P}_f$ ；指定上向量 (Up Vector)  $\mathbf{U}$  作为相机上下的参考，取  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{D}$  的外积为观察空间 x 轴正向，记为右向量 (Right Vector)  $\mathbf{R}$ ，其中  $\mathbf{R} = \mathbf{U} \times \mathbf{D}$ ；使观察坐标系构成右手系，观察空间 y 轴由  $\mathbf{D}$  和  $\mathbf{R}$  叉乘得到。根据上述构建过程，相机位姿由  $\mathbf{P}$ ， $\mathbf{P}_f$ ， $\mathbf{U}$  完全确定。对于面激光传感器与线激光传感器，均采用这种设置方式，其中线激光传感器单帧测量点设置沿 x 轴。

### 2.3.2 基于 NBV 求解的视点规划方法

基于求解 NBV 的视点规划方法<sup>[145]</sup>，如图2.15所示，从初始视点开始，每次生成待选的下一视点集，根据设定的相关规则进行下一视点的筛选，利用所有的最优视点对物体进行扫描。对其中的关键步骤进行具体说明。

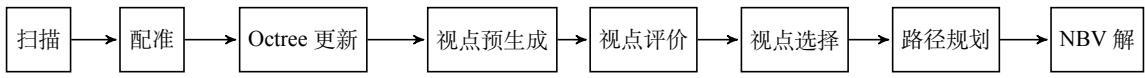


图 2.15 NBV 求解流程

#### (1) 点集索引构建

由于需要对于给定的三维模型进行表面点采样，为了提高点云数据查找效率，需要构建点索引。点云存储的数据模型有多种选择，常用的有 kdTree 和 OcTree。图2.16(a)所示 kdTree 是 Bentley<sup>[146]</sup> 等 1975 年提出的 k 维数据存储结构，构造时每次对各个细分区域的一个维度进行二分，查找时每次每次筛掉很大一部分数据。图2.16(b)所示 Octree 是 Hunter<sup>[147]</sup> 1978 年提出的一种树结构，将空间递归划分为不同层次。在这里选用 Octree 构造点集索引。

#### (2) 视点生成过程

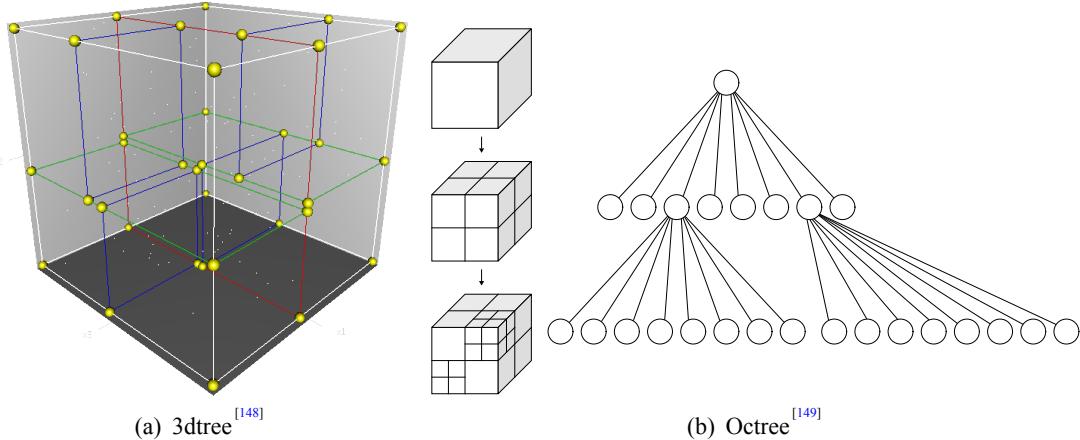


图 2.16 点集索引方法

完成点云数据构建后，设置初始的相机位姿。在相机位置根据位姿、相机分辨率等参数构造射线，每条射线逐渐向外发射，查找所在空间网格是否含有被测物体表面的点，保存相应体素信息，得到扫描数据，完成一次扫描。一次扫描完成后，在当前视点附近随机生成一系列位置和姿态相近的相机位姿，得到待选的相邻视点集合。根据设计的下一相邻视点评价指标，选择最优的相邻视点。重复进行相邻视点的生成，直到无法生成满足评价指标的下一最优视点。

### (3) 相邻视点评价方法

在生成的备选视野中选择最佳视野，定义规划过程中的主要约束条件和评价指标，对每个生成的待选视野，主要设置一系列约束条件，只筛选满足所有条件的视野。主要需要考虑以下四点：1）设置所生成的相机位置避开预先设置的物体区域，防止干涉；2）使得相邻两帧的重合率在一定范围之内，同时尽量小一些；3）计算待选视野新发现的区域与未发现区域的比例，作为新信息度量；4）考虑达到下一视点所需要的运动机构各个运动轴的位移量，各轴运动距离要尽量小。

① 碰撞检测评价  $p_{\text{pos}}(v_i)$  生成下一相机位姿时，首先要设置所生成的相机位置避开预先设置的物体区域，防止干涉。对于生成的相机位置在规定的干涉范围内，取  $p_{\text{pos}}(v_i) = 0$ ，否则取  $p_{\text{pos}}(v_i) = 1$ 。

② 重建性能评价  $p_{\text{reg}}(v_i)$  设置邻域重合率指标，保证对物体完全覆盖，相邻视角有重叠。考虑到比较相邻帧的方法<sup>[150]</sup>时间较长，这里以视野中属于物体空间的体素数目  $n_{\text{cur}}(v_i)$  与物体空间中的未知体素数目  $n_{\text{un}}(v_i)$  比值构造评价函数，对于设定的阈值  $h$ ， $n_{\text{cur}}(v_i)/n_{\text{un}}(v_i) > h$  时，取  $p_{\text{reg}}(v_i) = 1$ ，否则取  $p_{\text{reg}}(v_i) = 0$ 。

③ 信息增量评价  $p_{\text{inf}}(v_i)$  通常是希望下一视角所含的未知区域最大化 (Great-

est Unknown Area, GUA), 和  $p_{\text{reg}}(v_i)$  构造类似, 这里取  $p_{\text{inf}}(v_i) = n_{\text{cur}}(v_i)/n_{\text{un}}(v_i)$

④ 机器人运动评价  $p_{\text{dist}}(v_i)$  这里将机器人各个关节运动距离作为评价指标, 对  $m$  自由度的机器人, 要由上一视角到达  $v_i$  的每根轴移动距离记为  $x_j$ , 对每根轴赋予权值  $w_j$ , 构造归一化度量  $p_{\text{dist}}(v_i) = \left(1 + \sqrt{\sum w_j x_j^2}\right)^{-1}$ 。

记综合评价指标  $g(v_i) = p_{\text{dist}}(v_i) \cdot p_{\text{inf}}(v_i) \cdot p_{\text{reg}}(v_i) \cdot p_{\text{pos}}(v_i)$ 。选择综合评价指标最高的视角作为下一最佳视角。

#### (4) 概率运动模型

考虑机械手各轴的运动误差, 对每个下一最佳视角生成  $k$  个误差视角, 根据误差分布统计每个视角的概率, 并求得期望视角。

每个自由度对应一根运动轴, 从一个状态运行到另一个状态都有误差, 误差  $e$  按正态分布  $e \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 记随机生成的轴  $x_j$  的误差为  $e_{xj}$ , 其概率  $p(e_{xj}) = P(|X - \mu| < e_{xj}) = 2\Phi(e_{xj}/\sigma) - 1$ 。具体实现方法为生成正态分布的随机数。对于相邻视角之间的运动概率计算按  $p(v_i|v_{i-1}) = \prod_j p(e_{xj})$ , 最终状态概率  $p(v_t|v_0) = \prod_{i=1}^t p(v_i|v_{i-1})$ 。对于每个最佳下一视角, 考虑运动误差的下一最佳视角, 是所生成的  $k$  个视角的概率期望值  $E = \sum_{i=1}^k v_i \cdot p[g(v_i)]$ 。

### 2.3.3 点云扫描过程仿真验证

#### (1) 视点序列规划

在这里为验证算法, 采集点数可以设置少一些, 采用表B-1中序号 11 的相机参数进行计算, 加快计算速度。计算相机在某个景深时的扫描点分布点云模型, 用于 NBV 计算时解算交点。进行视点规划的模型为 32497 个点的 Bunny 点云模型, 其中搜索空间限制在模型的外包盒中。根据点云相邻点间距离, 设置相应的体素化分辨率为 20 mm, 深度传感器生成数据深度分辨率 7.5 mm。基于 “Intel(R) Core(TM) i5-3320M CPU @ 2.60GHz” 计算平台, 计算得到总计 14 个视角, 平均每个视角计算用时约 65 s, 计算结果如图2.17(a)所示。车辆整体尺寸较大, 规划对计算性能与存储性能要求较高, 对车辆部分区域进行视点规划, 以 T99A 车辆模型的后侧为例, 计算得到 32 个视点, 得到如图2.17(b)所示的视点规划结果。

#### (2) 点云噪声生成方法

在视点规划时已经考虑机械手定位误差, 这里主要对扫描点云添加噪声, 模拟相

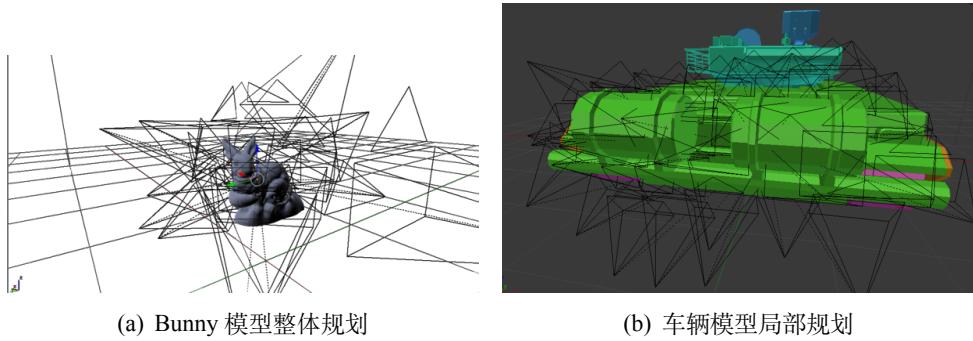


图 2.17 视点规划结果

机扫描误差。表面结构通常用不同尺度下区间内波长与振幅的比值大小来度量<sup>[151]</sup>，通常粗糙度小于 1，形状误差大于 10，介于中间的是波纹度。结合所扫描车辆表面结构特征，生成的噪声在传感器深度方向上的幅值应该在亚毫米级别。噪声生成算法可分成基于点构造的噪声生成算法和基于格点构造的噪声生成算法。

其中基于点构造的噪声生成算法常用的是白噪声（White Noise）。大多伪随机数生成算法基于线性同余生成器（Linear Congruential Generator, LCG），所生成的随机数递归构造为  $I_{n+1} = aI_n + c \pmod{m}$ 。根据 Hull-Dobell 定理，周期能达到  $m$  需要同时满足：①  $c$  和  $m$  互质；②  $a-1$  可被  $m$  的所有质因数整除；③ 若  $m$  被 4 整除则  $a-1$  也被 4 整除。如可取  $a = 9301, c = 49297, m = 233280$ 。通常算法或软件中用的伪随机数生成算法是梅森旋转（Mersenne Twister, MT）算法，算法描述如算法2.1所示。

基于格点构造的噪声生成算法，主要是利用格点随机向量合成指定点的噪声。其中格点（Lattice Point）是空间的离散化表示，其中每个格子是一个  $n$  维立方体（Hypercube），用其顶点集表示为  $\mathbf{P}_l = \left\{ \mathbf{p}_i + \sum_{j \in [1, n]} \alpha \mathbf{n}_j, \alpha \in \{0, 1\} \right\}$ ，通常取  $\mathbf{n}_i = \mathbf{U}_i$ 。可根据格点收集或重构空间点。

利用基于格点构造的 Perlin Noise 生成点云的噪声。对于点  $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^n$  的 Perlin 点  $\mathbf{p}_N$  可按如下步骤构造。首先找到  $\mathbf{p}$  所在的格子  $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i, i = 1, \dots, 2^n\}$ ，其中第  $k$  个维度上两点为  $\mathbf{p}_{2k-1}, \mathbf{p}_{2k}$ 。计算格点的随机单位梯度向量  $\mathbf{G}(\mathbf{p}_i)$ ，通常预先构造随机梯度矩阵  $\mathbf{G}'_{n \times 2^n}$  和随机序号选择向量  $\mathbf{S}$ ，取预设梯度矩阵列号为  $i + \sum_{j \in [1, n]} S_{P_{ij}}$  作为  $\mathbf{p}_i$  的梯度。或者按式2.6迭代计算列号，其中第  $k$  次迭代结果为  $\mathbf{S}$  的某一维度的值与  $P_{ik}$  之和，第 1 次所取的维度为第  $P_{i0}$  个维度，之后每次所取的维度为上次迭代的结果。每个格点都给出一个可能的噪声点  $\mathbf{p}'_i = \mathbf{G}(\mathbf{p}_i) \cdot (\mathbf{p} - \mathbf{p}_i)$ ，加权平均时采用平和曲线（Ease Curve）调节权重，如取<sup>[61]</sup>  $f(x) = 3x^2 - 2x^3$ ，或取<sup>[62]</sup>  $f(x) = x^3(6x^2 - 15x + 10)$ 。

---

**算法 2.1: Mersenne Twister**

---

**Input:** the index is noted as  $x_{in}$ , the seed number is noted as seed  
**Output:** random number  $x_{out}$

```

1 Initialization:[w, n, m, r], a, f,(u, d), (s, b), (t, c), l, MT0 ← seed;
2 for i ← 1 to n - 1 do
3   |   MTi ← f · {MTi-1 ⊕ [MTi-1 >> (w - 2)] + i}
4 end
5 for i ← 0 to n - 2 do
6   |   Mc ← the composition of the higest w - r bits of MTi and the lowest r bits
     |   of MTi+1;
7   |   Mc ← Mc >> 1;
8   |   if the lowest bit of Mc is 1 then
9     |   |   Mc ← Mc ⊕ a
10    |   end
11   |   MTi ← MTi+m ⊕ Mc
12 end
13 x ← MTxin;
14 xout ← x ⊕ [(x >> u) & d];
15 xout ← x ⊕ [(x << s) & b];
16 xout ← x ⊕ [(x << t) & c];
17 xout ← x ⊕ (x >> l);
18 return xout;
```

---

如果每个格点随机预设一个可能的噪声点，则得到 Value Noise 的实现。

$$\cdots S_{\left[S_{(S_{P_{i0}}+P_{i1})}+P_{i2}\right]}+P_{i3} \cdots \quad (2.6)$$

### 2.3.3.1 点云生成效果对比

利用所规划的视角进行采集点云，利用采集的点云，进行多视角点云拼接后和原始的点云比较差别。利用面激光传感器根据规划的视点对 Bunny 进行扫描得到整体点云模型，利用线激光传感器根据设计的光幕对 T99A 车辆扫描得到整体点云模型。分别利用 Bunny 点云和 T99A 车辆表面点云进行计算，如图2.18-a 和图2.18-c 所示，原始点云显示为红色，利用规划的视点扫描得到的点云为绿色。图2.18-b 和图2.18-d 中绿色为添加 Perlin 噪声的扫描点云，红色为原始点云。

为了比较点集之间的差异，这里选用章节3.1.4中的最小二乘法进行评价。对于参考模板点集中的每个点，在扫描点集中寻找与其距离最近的点，计算点对之间的欧氏距离。如果保证两点集点数一致，需要在计算点集与原始点集中最近点对之间的相对

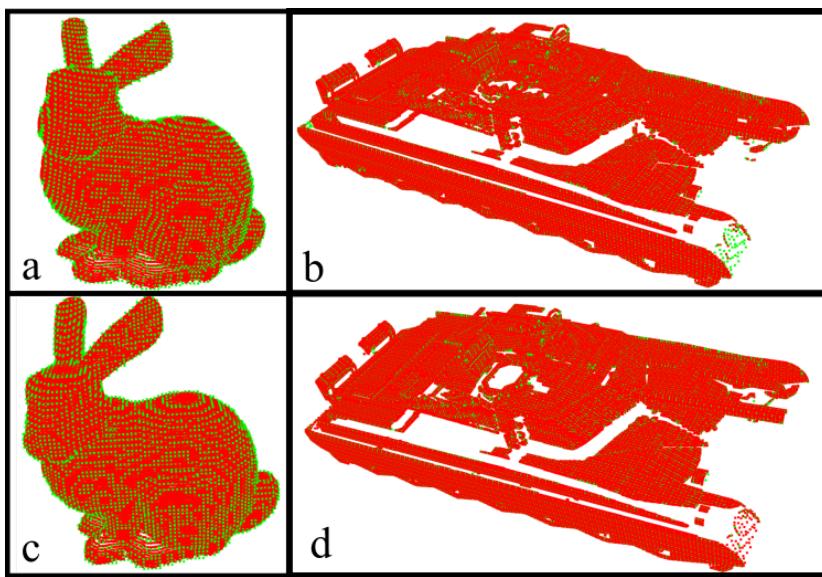


图 2.18 扫描点云与原始点云比较（红色为原始点云，绿色为扫描点云）

距离时，每完成一对点对计算后，要该点对从搜索点集中标记出不再参与后续搜索以免重复计算。对与 Bunny 点云，计算得到不带噪声的两点集所有最近点对之间的平均距离为 3.998 mm，添加 Perlin 噪声后平均距离为 3.998 mm；对于车辆点云，添加噪声前平均距离为 17.710 mm，添加噪声后为 17.709 mm。与体素滤波对点云数据的影响相比，添加点云采集噪声对点云数据的影响较小，后续开展研究可以不对扫描点云添加噪声。

## 本章小结

本章提出了面向大型车辆的表面喷涂模型快速高精度重构方法，经过理论计算，对于几何尺寸为长 10 m 宽 3.5 m 高 4 m 的大型车辆，从车辆停止后开始车辆表面点云扫描，整个过程时间控制在 50 min 之内，同时能够保证获得的点云数据精度优于  $\pm 3$  mm。提出四种表面点云数据的采集方法，并针对局部视野拼接的扫描方法，提出提高扫描精度与减少扫描时间的具体手段。针对扫描过程中的相机序列生成问题，提出基于 NBV 的视点优化方法，基于面激光局部拼接方法与线激光光幕方法进行算法仿真，并基于仿真环境验证所提出方法的可行性。

## 第3章 基于 ICP 算法与区域生长算法的车辆点云配准与喷涂 区域划分技术

由于车辆整体尺寸较大，点云密度较高，扫描得到的车辆整体点云模型的数据量较大，如果将车辆整体点云进行处理，对处理算法提出了较高的性能要求。首先庞大的数据量需要较高的算法运行性能与较强的硬件性能支撑，同时由于车辆整体上几何特征与喷涂区域分布的不均匀性，也使得对处理算法的鲁棒性有较高的要求。为了简化分析过程，降低车辆表面喷涂模型重构方法对算法与硬件性能的依赖性，将车辆表面模型首先进行区域分割，算法每次处理车辆整体点云的一部分，减小了每一次处理时的数据量，同时也提高了算法的灵活性。

利用车辆 CAD 数据结合喷涂区域构造的车辆喷涂区域点云，每个区域所对应的大致位置是 CAD 模型坐标系中的坐标值，为了与扫描的车辆点云数据进行对应，需要实现扫描车辆点云模型与 CAD 模型的坐标系统一。由于车辆模型数据库中有多种车辆模型，为了提高整个车辆表面数码迷彩喷涂模型重构方法的自动化水平，需要实现利用扫描得到的车辆点云数据，结合点云匹配算法实现扫描车辆种类的自动匹配，继而与匹配的车辆的数据库中的点云数据进行配准，获得坐标系之间的转换关系。

因此，本章提出基于 FPFH 特征的车辆类型匹配方法，并对车辆扫描点云数据与匹配度高的数据库中的车辆点云模型进行 ICP 配准，获得配准后的扫描点云。本章主要对车辆点云数据所用到的相关处理算法进行研究，主要包括点云前处理算法、点云特征描述方法、点云配准方法、点云聚类方法等，并对相关算法进行仿真验证。

### 3.1 车辆点云数据前处理关键方法

通常原始数据并不直接用来验证相关的算法等，通常需要进行相关的预处理或称为前处理。首先将数据处理成所需要的格式，进而处理掉异常数据，然后进行数据降噪、重采样等方法增强数据的代表性。主要从异常数据处理、点云滤波和点云重采样三个方面开展研究，根据对常用的处理算法的理论分析，主要采用体素滤波的方法，降低点云密度，提高点云处理算法的运算效率。

### 3.1.1 点云数据描述方法

点云 (Point Cloud) 是多个点的集合，因为点与点之间可以构建复杂的相互关系，因而点集具有比单点更丰富的信息。点云通常用于表示被测物体表面一系列点的空间坐标。对于点云数据有多种描述方式，本文在在进行算法描述时通常用到点集的集合论描述，在进行点云数据如坐标变换、特征计算等数学运算时常用到点集的矩阵描述，对于带有附加信息的点的表示常用点集的扩展信息描述。

① 点集的集合论描述 通常将点云数据描述为  $\mathbb{R}^m$  中一组点的集合，如未加说明，本章中记为  $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i | \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^m, i = 0, \dots, n\}$ 。

② 点集的矩阵描述 通常列优先，将点  $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^m$  记为向量  $\mathbf{p} = [p_1, p_2, \dots, p_m]^T$ ，将点集收集成矩阵形式  $\mathbf{P}_{nm} = \mathbf{P} = [\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n]^T$ 。

③ 点集的扩展信息描述 利用扩展信息将  $\mathbb{R}^m$  中一组点的集合扩展为  $m + l$  维， $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i | \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^{m+l}, i = 0, \dots, n\}$ ，其中  $l$  表示扩展信息维度，如通常用的扩展信息有颜色、法向量、曲率半径、激光反射强度 (Intensity)、扩张维度等信息。

### 3.1.2 异常数据处理方法

从传感器获得的点云数据，或从磁盘加载的存储的点云数据，可能存在错误的数据或存在数据的重复与缺失等问题。本文主要的异常数据处理操作包括点云数据异常值处理、重复数据处理、离群点剔除等操作。在进行数据读取时，首先需要检查所读取的点云数据是否是已有的重复数据，重复读取点云或读取点集相同的点云数据，会降低算法处理效率。数据中存在异常数据，会降低点云处理算法运行效率，甚至导致运算出错，因此异常数据、异常数据类型的过滤是读取点云数据后首先需要进行的操作。在点云数据读取后，首先剔除点云中的离群点，提高点云质量。

① 异常值剔除 剔除异常值 (Outliers)，目的是筛掉错误的数据值、错误的数据类型。对于传感器采集的点云数据，以及对于点云数据作为矩阵运算后得到的信息，需要根据点云数据类型与数据范围删除掉不合理的坐标数据。由于后面会通过限幅滤波过滤掉传感器视野范围外的点，在这里主要是删掉坐标值为 Null 字段。

② 缺失数据处理 对于缺失数据，通常处理手段为删除相关数据、手动添加补全数据、自动添加补全数据。在这里所获得点云残缺多是采集过程激光没有接收到信号导致，对缺失部位不进行预处理。

③ 重复数据处理 通常先将每条记录按相似性排序，然后滑动窗口对比删除邻近的相似记录。为加速查找和比对，常用压缩映射度量相似性。如常用 SHA-1、MD5 等 Hash 函数。对于采集点云进行匹配时，对相邻点云计算 MD5 检查是否存在数据重复。对于点云数据库构建中，对于某类车辆的新点云的录入，需要检查是否为已存在点云，减少点云重复率。如常用的 MD5 (Message-Digest Algorithm 5) 算法<sup>[152-154]</sup>，具体实现流程如算法3.1所示。

---

### 算法 3.1: 消息摘要算法 (MD5)

---

**Input:** given message  $M_{in}$  that is stored in memory.  
**Output:** the MD5 value  $M_{out}$ .

```

1 Initialization: the length of  $M_{in}$  in byte  $B$ , left shift list  $s$  which is a rand list from 0
   to 15, list  $t$  with 64 rand const number, four 32-bit registers  $r = r_{ori}$ , calculator
   functions  $F = \{f_i(r, s_j, t_j, piece) | j \text{ from } 0 \text{ to } 3\}$ ,  $M_{out}$ ;
2 calculate  $B$  by right shifting  $M_{in}$ ;
3 appending padding bits  $M_{pad} \leftarrow M_{in}$ , where  $B_{pad} \% 64 = 56$ ;
4 calculate  $M_{cal}$  by appending the reverse of  $B$  in 64 bits, the length  $B_{cal} \% 64 = 0$ ;
5 for  $i \leftarrow 0$  to  $B_{cal}$  do
6   each  $piece$  is 64 bytes;
7   for  $f_j \in F$  do
8     for  $j \leftarrow 0$  to 16 do
9       each  $piece$  is 4 bytes, equals to 32 bits;
10       $j \leftarrow j + 4$ ;
11       $temp = f_i(r_{ori}, s_j, t_j, piece)$ ;
12    end
13  end
14   $M_{out} \leftarrow M_{out} \& temp$ ;
15   $r_{ori} \leftarrow r_{ori} \& r_i$ ;
16 end
```

---

④ 离群点剔除 剔除远离数据集中的点，常用基本统计滤波方法滤掉较为孤立的点，降低数据量，使计算轻量化。如可采取的做法是统计点云中每个点到其 k 近邻点距离的均值，然后删除均值较大的点。或者是假设这些均值服从高斯分布，然后均值移除远离高斯分布均值的某些点，这样在删除离群点的同时，也稀疏了局部密集分布的点。

#### 3.1.3 数据降噪方法

通常数据处理前要通过滤波 (Filtering) 来降低随机噪声的干扰。滤波实质是对每条数据的信息量给出评估，实现每条数据的基于权重分配的重构。通常综合采用多

种数据滤波方法提高降噪效果。从算法实现原理上比较多种常用的滤波降噪算法后，由于限幅滤波和体素滤波算法原理简单，算法实现容易，预设参数少，因而作为点云数据处理中的主要降噪方法。

### (1) 限幅滤波

截断数据。限定所研究的点集在给定范围的数据过滤方法，选择函数通常采用欧式距离，如在  $\mathbb{R}^3$  中选择空间立方体或四棱台等。通用算法描述如算法3.2所示。

---

#### 算法 3.2: 限幅滤波 (Pass Through Filter)

---

**Input:** given point set  $P_{\text{in}} = \{\mathbf{p}_i | \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^n, i = 0, \dots, n_{\text{in}}\}$ , given control function set  $F = \{f_i(\mathbf{p}) \leq 0 | \mathbf{p} \in \mathbb{R}^n, i = 0, \dots, n_f\}$ .

**Output:** point set  $P_{\text{out}} = \{\mathbf{p}_i | \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^n, i = 0, \dots, n_{\text{out}}\}$ .

```

1 for  $i \leftarrow 0$  to  $n_{\text{in}}$  do
2   for  $j \leftarrow 0$  to  $n_f$  do
3     if  $f_j(\mathbf{p}_i) > 0$  then
4        $\mathbf{p}_i \notin P_{\text{out}}$ ;
5       continue;
6     end
7      $\mathbf{p}_i \in P_{\text{out}}$ ;
8   end
9 end
```

---

### (2) 特征采样滤波

通用构造方法描述为：对于给定点集  $P_{\text{in}} = \{\mathbf{p}_i | \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^m, i = 0, \dots, n_{\text{in}}\}$ ，按给定规则构造覆盖  $C = \{P_\alpha | P_\alpha \subseteq P, P_\alpha \neq \emptyset, \cup P_\alpha = P, \alpha = 0, \dots, n_{\text{local}}\}$ ，根据重构函数  $F = \{f_\alpha | f_\alpha(P_\alpha) = P_\beta, \cup P_\beta = P_{\text{out}}, \beta = 0, \dots, n_{\text{local}}\}$ 。将子集序列重构为输出点集  $P_{\text{out}}$  的覆盖，得到过滤后的点集  $P_{rout}$

① 均值滤波 对随机干扰的过滤效果好。取  $n_{\text{local}} = n_{\text{in}}$ ，常用的覆盖子集构造按  $P_\alpha = \{\mathbf{p}_\gamma | |\mathbf{p}_\gamma - \mathbf{p}_i| \leq d_{\text{th}}, \mathbf{p}_\gamma \in \mathbb{R}^m, \gamma = 0, \dots, n_{\text{th}}\}$ ，重构函数具体作用为  $f_i = \sum_\gamma \mathbf{p}_\gamma$ 。

② 中值滤波 对变化缓慢的数据过滤效果好。与均值滤波相比，函数  $f_i$  的具体作用是取  $P_\alpha$  中位数。

③ 递推构造  $P_\alpha$  根据数据分布按队列构造，得到一种“移动或滑动 (Moving)”的效果。递推构造对周期性噪声滤过性能较好，如移动最小二乘法 (Moving Least

Squares, MLS)。

④ 高斯滤波 按 n 元高斯分布对子集元素赋权重。其中 n 元高斯分布  $g(\mathbf{p}_\gamma)$  为：

$$g_\sigma(\mathbf{p}_\gamma) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^{n_{\text{th}}} \prod \sigma_\gamma} \text{EXP} \left[ -\sum \frac{(p_\gamma - \mu_\gamma)^2}{2\sigma_\gamma^2} \right] \quad (3.1)$$

其中函数  $\text{EXP}(x) = e^x$ 。常取  $\mu_\gamma = \mathbf{p}_i, \sigma_\gamma \in [0, 1]$ , 有构造函数  $f_\alpha(\mathbf{p}_\gamma) = g_\sigma(\mathbf{p}_\gamma) \cdot \mathbf{p}_\gamma$ 。高斯滤波  $G_\sigma : \mathbf{p}_i \mapsto \sum_{\mathbf{p}_\gamma} g_\sigma(\mathbf{p}_\gamma) \cdot \mathbf{p}_\gamma$ , 基于特征的构造如对于  $I$ , 有  $G_{\sigma_I} : \mathbf{p}_i \mapsto \sum_{\mathbf{p}_\gamma} g_{\sigma_I}(\mathbf{p}_\gamma) \cdot I(\mathbf{p}_\gamma)$ , 其中  $\mathbf{p}_\gamma$  取遍  $\mathbf{p}_i$  的邻域。

⑤ 双边滤波 高斯滤波只是考虑了欧式度量, 双边滤波同时考虑多种特征的度量。通用描述如公式3.2<sup>[155,156]</sup> 所示。

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \eta^{-1} \int_{\Omega} w(\mathbf{y}) \phi[f(\mathbf{x} - \mathbf{y}) - f(\mathbf{x})] f(\mathbf{x} - \mathbf{y}) d\mathbf{y} \\ \eta &= \int_{\Omega} w(\mathbf{y}) \phi[f(\mathbf{x} - \mathbf{y}) - f(\mathbf{x})] d\mathbf{y} \end{aligned} \quad (3.2)$$

其中  $w(\mathbf{x})$  和  $f(\mathbf{x})$  分别是空间核 (Spatial Kernel) 和特征核 (Range Kernel), 常取高斯函数。如对于  $I$ , 高斯核的离散形式为  $\left[ \sum_{\mathbf{p}_\gamma} g_{\sigma_I}(\mathbf{p}_\gamma) \cdot g_{\sigma_I}(I(\mathbf{p}_\gamma)) \right]^{-1} \cdot \sum_{\mathbf{p}_\gamma} g_{\sigma_I}(\mathbf{p}_\gamma) \cdot g_{\sigma_I}(I(\mathbf{p}_\gamma)) \cdot I(\mathbf{p}_\gamma)$ 。

⑥ 基本统计滤波 邻域点集评价函数采用基本统计量, 常统计目标点与其邻域各点平均距离, 基于高斯分布假设, 剔除标准差大于设定阈值的点。

⑦ 体素滤波 离散空间对数据进行减采样, 以简化分析, 解决数据冗余 (Redundant) 问题。算法3.3给出体素滤波的一种实现方法的具体算法描述。对扫描的 bunny 模型进行体素滤波, 如图3.1所示, 体素边长 10 mm 时, 点个数从 60269 降低到 4647, 滤波后的点云与原始的 bunny (32497 个点) 进行比较, 点之间平均距离为 4.704 mm。体素边长 1 mm 时, 点个数降低为 6876, 点之间平均距离为 3.998 mm。与章节2.3.3.1相比较, 可见采用边长 1 mm 的体素滤波, 在减小采样点个数的同时, 保证了点集精度。实际计算发现在边长 7 mm 及以下的体素, 都会得到点数 6876 和点之间平均距离 3.998 的性能。

⑧ 频率滤波 对于点  $\mathbf{p}$  及其 k 邻域  $\mathbf{Q}$ , 特征  $f(\mathbf{p})$  的 Laplace-Beltrami 算子记作  $\Delta f(\mathbf{p}) = \sum_{\mathbf{p}_i \in \mathbf{Q}} w_i [f(\mathbf{p}) - f(\mathbf{p}_i)]$ , 利用离散傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform, DFT)  $F(\xi) = \sum f(\mathbf{x}) e^{-2\pi i \mathbf{x} \cdot \xi / k}$  将特征变换到频率域。然后选择频率域某段进行傅里

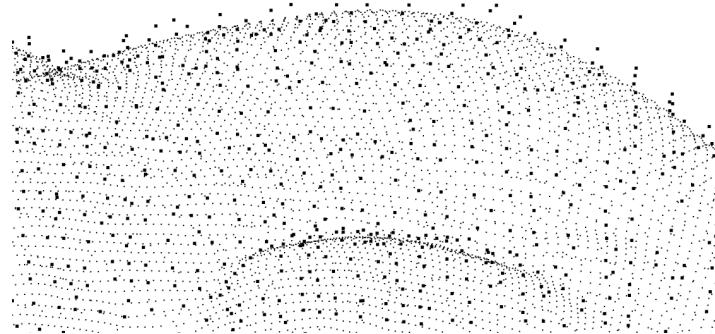


图 3.1 体素滤波前后对比图 (滤波前用较小的点表示, 滤波后用较大的点表示, 体素边长 10 mm)

**算法 3.3: 体素滤波 (Voxel Grid Filter)**


---

**Input:** given point set  $P_{\text{in}} = \{\mathbf{p}_i | \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^n, i = 0, \dots, n_{\text{in}}\}$ , given voxelgrid size  $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$ .

**Output:** point set  $P_{\text{out}} = \{\mathbf{t}_i | \mathbf{t}_i \in \mathbb{R}^n, i = 0, \dots, n_{\text{out}}, \mathbf{t}_i \leftarrow \mathbf{0}\}$ .

- 1 Initialization: the two connors of the bounding box of  $P_{\text{in}}$  is noted as  $\mathbf{b}, \mathbf{c} \in \mathbb{R}^n$ ; the coordinate of  $P_{\text{in}}$  in voxelgrid space is noted as  

$$\mathbf{Q}_{\text{voxel}} = \{\mathbf{q}_i | \mathbf{q}_i \in \mathbb{R}^n, i = 0, \dots, n_{\text{in}}\}; \text{temp} \leftarrow 1; m \leftarrow 0;$$
- 2 **for**  $i \leftarrow 0$  **to**  $n$  **do**
- 3     **for**  $j \leftarrow 0$  **to**  $n_{\text{in}}$  **do**
- 4         **if**  $\mathbf{p}_{ji} \leqslant \mathbf{b}_i$  **then**
- 5              $\mathbf{b}_i \leftarrow \mathbf{p}_{ji};$
- 6         **end**
- 7         **if**  $\mathbf{p}_{ji} \geqslant \mathbf{c}_i$  **then**
- 8              $\mathbf{c}_i \leftarrow \mathbf{p}_{ji};$
- 9         **end**
- 10     **end**
- 11 **end**
- 12 **for**  $i \leftarrow 0$  **to**  $n_{\text{in}}$  **do**
- 13     **for**  $j \leftarrow 0$  **to**  $n$  **do**
- 14          $\mathbf{q}_{ij} \leftarrow (\mathbf{p}_{ij} - \mathbf{b}_j) / (\mathbf{c}_j - \mathbf{b}_j);$
- 15     **end**
- 16 **end**
- 17 Reorder  $P_{\text{in}}$  by  $\mathbf{Q}_{\text{voxel}}$ ;
- 18 for each point in  $\mathbf{Q}_{\text{voxel}}$ , calculate the corresponding points in  $P_{\text{in}}$ , calculate the centroid of the corresponding points as the points in  $P_{\text{out}}$

---

叶逆变换完成数据过滤。滤波也可在整个点集上进行。

为了能够表示数据在原始参数空间中的距离关系, 可利用勒贝格空间 (Lebesgue Space) 中衰减的正交基函数, 对原始特征  $f$  进行多尺度重构, 如常用的小波变换 (Wavelet transform)  $\text{WT}(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \varphi\left(\frac{t}{s} - \tau\right) dt$ 。计算时常用 Shensa<sup>[157]</sup> 等 1992 年提出的 Mallet 算法进行离散小波变换 (Discrete Wavelet transform), 某一尺度空间

$\mathbf{W}_i = \text{span} \{\varphi_{ij}(x), j = 0, \dots, 2^i - 1\}$ , 其中  $\varphi_{ij}(x) = 2^{i/2}\varphi(2^i x - j)$ ,  $\varphi(x)$  是基础的小波函数, 有很多构造方法<sup>[158]</sup>, 如对于 Haar 小波为  $x \in [0, 0.5)$  时  $\varphi(x) = 1$ , 否则  $\varphi(x) = 0$ 。

### 3.1.4 车辆点云数据采样与一致性评价方法

离散的点云数据只是点云所在曲面的一部分, 为求解数码迷彩团块角点坐标, 需要在点云确定的曲面上重新采样获得新的点坐标作为格点。如利用算法4.1计算得到的格点, 实际是点点之间方向向量的线性插值, 是一种点云数据采样方法。重采样一致性算法在本文中用来评估两点云的相似程度, 如用在评估点云添加噪声前后的差异、点云滤波后对数据精度的损失程度、配准后的扫描点云与数据库中点云的相似度等。

#### (1) 数据采样方法

对于所观察特征而言, 原始数据分布可能不均匀。对于原始特征的观察如果局部上随机采样, 样本质量无法保证, 因此通常采用相应的重采样方法。

① 增采样 插值方法, 可修补数据的局部缺失、提高数据丰富度。主要分成基于拟合的数据构造和基于统计平均的数据构造。基于拟合方法是对已有数据拟合相关数学模型, 进而求解所需要的样本点, 拟合主要是构造曲面, 基于点云的曲面重构方法在章节4.1中详细研究。基于统计平均的数据构造方法, 如反距离加权法 (Inverse Distance Weighted, IDW) 插值点的特征取所有点特征的加权平均, 每个点权重取插值点到该点距离倒数的函数。Kriging 插值法将加权平均的点集限制在插值点邻域上。像 SMOTE、Borderline-SMOTE、ADASYN 等样本生成算法, 都是在样本邻域的特征空间中的线性插值, 区别在于邻域的选择方式不同。基本思想是对于给定特征在样本空间构造距离函数, 计算选定样本与其邻域样本距离最小值  $D_{\min}$ , 随机生成一个与选定样本距离为  $k \cdot D_{\min}$  的样本, 其中  $k \in (0, 1)$ 。

② 减采样 样本空间中抽取部分样本, 可利用新样本生成算法, 或采用数据重构的方法, 像曲面拟合后采样、体素滤波重构等方法。

#### (2) 重采样一致性评价方法

较易理解的一致性评价方法, 如 L-Estimates 可参考章节1.2.3.1, 这里主要分析 M-Estimates 和 R-Estimates, 在本文中主要采用 M-Estimates 中的最小二乘法, 评估一对点云的相似程度。

① RANSAC 随机采样一致性 (Random Sample Consensus, RANSAC) 基本思想是用尽量少的点拟合出满足尽量多的点的模型。记每个点不是噪声的概率为  $w$ , 选择拟合数据的  $n$  个点都是非噪声点的概率  $p = w^n$ 。第  $k$  次拟合数据时  $n$  个点都是非噪声点的概率为  $E(k) = \sum_{i=1}^k i(1-p)^{i-1}p = p^{-1}$ , 因此构造次数需要大于  $p^{-1}$ 。每次构造随机取  $n$  个点, 按照需要的模型拟合, 统计其余点的模型契合度。最终选择使得最多点符合模型的样本点和模型参数。

② M-Estimator 最大似然估计中模型与样本差距的度量有多种选择。对于点  $\mathbf{p}, \mathbf{q}$ , 记  $\mathbf{r} = \mathbf{p} - \mathbf{q}$ , 优化目标函数如公式3.3。

$$\sum_{i=1}^n \rho(\mathbf{r}) \quad (3.3)$$

对于  $L_p$  距离<sup>[159]</sup> 定义按公式3.4。

$$\sum_{i=1}^n \left| \sqrt{\mathbf{r}^T \mathbf{r}} \right|^p \quad (3.4)$$

取  $p = 1$  有  $\rho(\mathbf{r}) = |\mathbf{r}|$ , 即为最小绝对残差法 (Least Absolute Deviation, LAD)。取  $p = 2$  有  $\rho(\mathbf{r}) = \mathbf{r}^T \mathbf{r}$ , 即为最小二乘法 (Ordinary Least Squares, OLS)。记  $\mathbf{z} = \mathbf{r}/s$ , 其中  $s$  是缩放参数。Tukey's bisquare M-estimator 按公式3.5计算。

$$\rho(\mathbf{z}) = \begin{cases} \frac{1}{6} [c^6 - (c^2 - \mathbf{z}^T \mathbf{z})], & |\mathbf{z}| < c \\ 0, & |\mathbf{z}| \geq c \end{cases} \quad (3.5)$$

Huber's M-estimator<sup>[54]</sup> 按公式3.6计算。

$$\rho(\mathbf{z}) = \begin{cases} \frac{1}{2} \mathbf{z}^T \mathbf{z}, & |\mathbf{z}| < c \\ c|\mathbf{z}| - \frac{1}{2} c^2, & |\mathbf{z}| \geq c \end{cases} \quad (3.6)$$

Andrews's M-estimator<sup>[160]</sup> 按公式3.7计算。

$$\rho(\mathbf{z}) = \begin{cases} 1 - \cos(|\mathbf{z}|), & |\mathbf{z}| \leq \pi \\ 0, & |\mathbf{z}| > \pi \end{cases} \quad (3.7)$$

最大似然一致性 (Maximum Likelihood Estimation Sample Consensus, MLESAC) 中假设

误差满足高斯分布和均匀分布组合成的混合分布，按公式3.8构造误差估计

$$\Pr(\mathbf{r}) = \gamma \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \text{EXP} \left( -\frac{\mathbf{r}^T \mathbf{r}}{2\sigma^2} \right) + (1 - \gamma) \frac{1}{\nu} \quad (3.8)$$

其中  $\gamma$  是混合参数， $\nu$  是均匀分布窗口宽度，由离群点分布确定<sup>[161]</sup>。n 对匹配点的最优模型拟合参数估计为最小化对数似然函数  $-\sum_i \log \Pr(\mathbf{r}_i), i \in [1, n] \subset \mathbb{Z}$ 。

③ R-Estimator 排名估计 (Estimates Derived from Rank Tests Estimates, R-Estimates) 构造排名函数<sup>[162]</sup>  $R(\mathbf{r}) \in [1, n] \subset \mathbb{Z}$ ，等级权重按：

$$\sum_{i=1}^n \left| R(\mathbf{r}_i) - \frac{n+1}{2} \right| \mathbf{r}^T \mathbf{r} \quad (3.9)$$

或按 Jaeckel's estimator<sup>[163]</sup>：

$$\sum_{i=1}^n \left[ R(\mathbf{r}_i) - \frac{n+1}{2} \right] |\mathbf{r}| \quad (3.10)$$

## 3.2 基于 FPFH 特征的车辆点云快速匹配方法

对车辆表面扫描并得到车辆扫描点云后，为了快速识别出所扫描车辆的种类，需要将扫描得到的点云数据，与车辆数据库中已录入的车辆点云信息进行比对。完成车辆类型匹配后，还需要将车辆与数据库中相对应的车辆点云进行配准以实现坐标系的统一，为了提高配准精度，往往需要较长的配准时间。如果将扫描点云模型直接与车辆数据库中各类车辆点云模型进行点云配准，并选择配准效果最好的结果，当车辆数据库比较小时可以保证较高的配准效率，如果车辆数据库中含有的车辆种类为 5 种及以上，如果单次配准时间为 2 min，则总共的配准时间为 10 min，占据的时间较长，而且通常扫描的车辆只与一种车辆类型匹配，因而相当于 80% 左右的计算时间都是无用的。因此实现扫描车辆与车辆数据库中点云数据的快速匹配，对于提高车辆表面迷彩喷涂模型重构效率，具有重要意义。

为了提高扫描车辆类型匹配效率，对于车辆数据库中的每类车辆的点云数据，计算其与坐标系选择无关的点云特征；通常计算得到的点云特征为高维度的点云数据，进一步提取特征点云重心点作为车辆点云的特征；对扫描的车辆点云用相同的方法计算点云的特征，与数据库中各类车辆的特征进行比较，选择最相似的一种或多种车辆

类型，进而与扫描车辆进行配准。由于数据库中的点云特征可以在进行车辆扫描之前计算并存储，而对于扫描车辆的特征计算均可在 1 s 之内完成，特征的匹配只是简单的高维列向量距离的计算，可以使得车辆类型匹配的时间大大缩短。同时在进行特征计算时，选择基于 FPFH 的特征描述方法，基于点云局部特征的直方图统计，能够反应车辆的局部特征分布形式，对不同种车辆点云具有较好的区分效果，从而识别精度较高。

点云特征，或者称为点的特征表示（Point Feature Representation）、形状描述符（Shape Descriptor）、几何特征（Geometric Feature）等，是评价点云数据之间相互关系的函数，利用构建的关系函数对点云数据进行处理。对点集点云特征的描述与提取是后续进行点云分割、点云重采样、点云配准与曲面重建等处理的前提。按照特征提取范围可分为局部特征与全局特征。

基于对常用的某些特征计算方法的分析，针对所研究的问题，在需要检索点云时构造 kNN 邻域，在需要计算法向量时利用 PCA 方法求解。通过对局部特征与全局特征的分析，本文采用 FPFH 特征，方法简单，参数少，具有较好的局部特性。进一步基于 FPFH 特征距离，构造评价点云相似性的判断方法，可以快速判断出与扫描的未知车辆匹配度最高的车辆类型。

### 3.2.1 点云局部特征描述方法

利用事物的局部性质开展对其本质的探索，是科学的研究的常用手段。如 Tobler<sup>[164]</sup> 等 1970 年提出的地理学第一定律（Tobler's First Law of Geography, TFL）指出，距离较近的事物之间的联系比距离较远的事物之间的联系更紧密；高维度的微积分基本定理中，邻域的形状<sup>[165]</sup> 决定了定理是否成立。详细研究了法向量特征和常用的非 LRF 局部特征构建方法。

#### (1) 点云邻域表示

特征的计算多基于邻域，邻域有多种构建方式，常用的有 kNN 和 DT。通常  $p$  的邻域  $Q$  不包含  $p$ ，记  $Q^+ = p \cup Q$ 。

① kNN 给定点  $\mathbf{p}$  的 kNN (k nearest neighbors) 邻域是距离  $\mathbf{p}$  最近的 k 个点的集合，常用的构造如公式3.11所示。

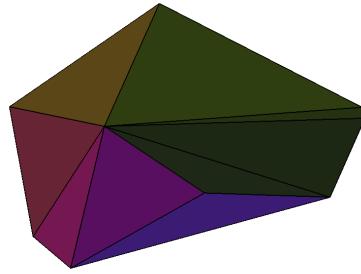
$$\mathbf{P}_{\text{kNN}} = \{\mathbf{p}_i | i = 1, \dots, k\} \subseteq \{\mathbf{p}_i | d(\mathbf{p}_i) < r, i = 1, 2, \dots, d(\mathbf{p}_1) \leq d(\mathbf{p}_2) \leq \dots\} \quad (3.11)$$

其中  $r$  为设定的检索范围，距离函数  $d$  常用欧式距离  $d = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|_2, \mathbf{p}_i \in \mathbf{P}, \mathbf{p}_j \in \mathbf{P}$ 。

② DT 三角网格细分 (Delaunay tessellation, DT) 是研究较多的一种邻域构造方法<sup>[166,167]</sup>，基本思想是利用点集构造三角网格，使得每个小三角片外接圆内部均不包括已知点。图3.2(a)是2D点集的DT构建<sup>[168]</sup>，图3.2(b)是利用Qhull随机生成10个点，构建DT后在GeomView中展示的效果。



(a) 2D DT



(b) 3D DT

图 3.2 DT 邻域构造示意

## (2) 法向量

法向量的求解方法可分成基于优化的方法和基于统计的方法<sup>[169]</sup>。常用的方法如图3.3所示，其中平面拟合、向量夹角最大化是利用优化的方法求解点的法向量；向量平均化等方法是通过邻接三角形的法向量平均化求解点的法向量，是一种基于统计的方法。

### ① 基于优化的法向量求解方法

对于给定点的邻域，构造优化问题求解点的法向量。用矩阵描述问题后，求解可采用SVD或主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法。

基于平面拟合的方法是取  $\mathbf{p}$  邻域  $\mathbf{Q}^+$  的  $k+1$  个点，拟合平面法线作为  $\mathbf{p}$  的法线。对于  $\mathbb{R}^m$  中的平面  $S$  中的点集  $\mathbf{P}$  满足  $\mathbf{0} = \mathbf{P}^T \mathbf{B}, \mathbf{P} \in \mathbb{R}^{m+1} \times \mathbb{R}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m+1}$ ，SVD

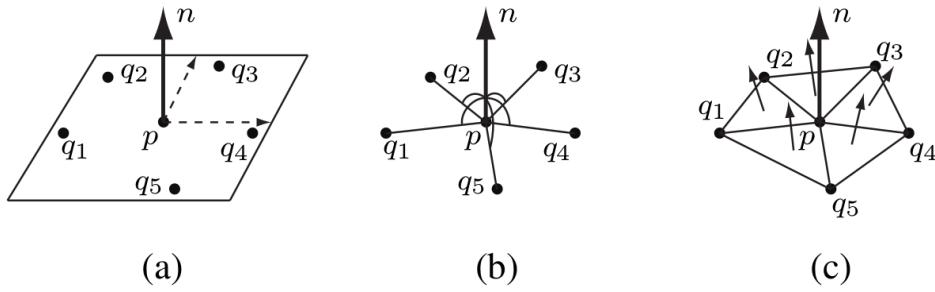


图 3.3 法向量计算方法: (a) 平面拟合, (b) 向量夹角最大化, (c) 向量平均化

解法的优化目标函数是拟合的误差, 表示为  $\min_B \|\mathbf{Q}^{+T} \mathbf{B}\|_2$ , 将  $\mathbf{Q}^{+T}$  进行 SVD 分解  $(\mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T)$ ,  $\Sigma$  中最小特征值对应的特征向量  $\mathbf{V}$  即是平面的法向量  $\mathbf{B}$ 。

也可以由 PCA 计算得到压缩最大的方向。将邻域坐标域去质心化, 目标函数记作  $\min_B \|\mathbf{AB}\|_2$ , 其中  $\mathbf{A} = \mathbf{Q}^{+T} - \mathbf{I}_{(k+1) \times (m+1)} \cdot \mathbf{p}_{\text{center}}$ , 质心  $\mathbf{p}_{\text{center}} = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k \mathbf{p}_i$ 。计算协方差矩阵 (Covariance Matrix)<sup>[170]</sup>  $\mathbf{C} = \frac{1}{k} \mathbf{AA}^T$ , 求解方程  $\mathbf{C}\nu_{\min} = \lambda_{\min}\nu_{\min}$ , 其中  $\lambda_{\min}$  是最小的正特征值, 其对应的特征向量  $\nu_{\min}$  即为曲面的点法线估计向量。基于“Intel(R) Core(TM) i5-3320M CPU @ 2.60GHz”计算平台, 计算 Bunny 点云共 32497 个点的法向量, 用时 180 ms, 显示部分法向量如图3.4-a 所示; 计算 T99A 车辆点云共 19720 个点的法向量, 用时 109 ms, 显示部分法向量如图3.4-b 所示。平均约 5.5 微妙完成一个点的法向量计算。

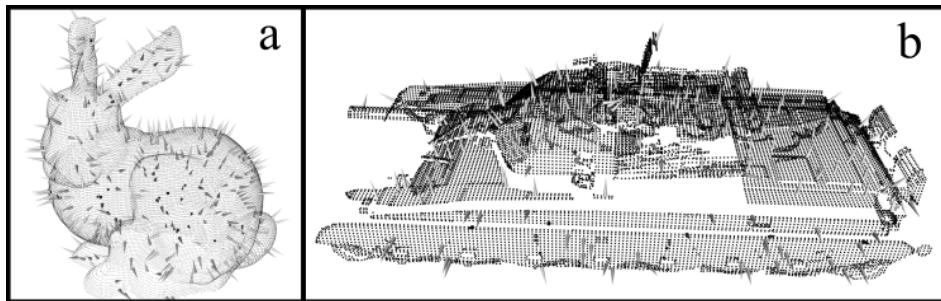


图 3.4 法向量计算

向量夹角最大化方法, 进行  $\mathbf{p}$  邻域坐标变换, 少用一个点, 目标函数中  $A = \mathbf{Q} - \mathbf{I}_{k \times (m+1)} \cdot \mathbf{p}$ 。

除了平面拟合也可以采用更高阶的曲面, 只需构造相应的曲面映射  $\mathbf{f}(\mathbf{p})$ 。

## ② 基于统计的法向量求解方法

统计邻接三角形法向量均值。将从点  $\mathbf{p}$  出发到相邻点的所有向量按逆时针排列,

令  $\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{p}_1$ 。法向量  $\mathbf{n}$  按公式3.12计算。

$$\mathbf{n} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k w_i \frac{(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}) \times (\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p})}{|(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}) \times (\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p})|},$$

where,  $w_i = \frac{1}{2} |(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}) \times (\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p})|$ , with area weighted, (3.12)

or,  $w_i = \cos^{-1} \left[ \frac{(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}) \cdot (\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p})}{|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}| \cdot |\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p}|} \right]$ , with angle weighted.

### (3) 其他局部特征描述方法

① PFH 点特征直方图 (Point Feature Histograms, PFH) 是点对关系的一种简化表达。描述一对点通常需要用到各自的坐标值与法向量共 12 个值，PFH 通过建立如图3.5所示的点对的相对坐标系，构建 4 维的关系度量。对于点对  $\{\mathbf{p}_s, \mathbf{p}_t\}$ ，相对坐标系的构建按公式3.13计算。

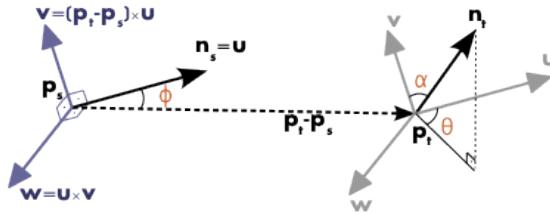


图 3.5 PFH 标架构建示意图<sup>[170]</sup>

$$\mathbf{u} = \mathbf{n}_s$$

$$\mathbf{v} = \mathbf{u} \times \frac{\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s\|_2} \quad (3.13)$$

$$\mathbf{w} = \mathbf{u} \times \mathbf{v}$$

其中  $\mathbf{n}_s$  是  $\mathbf{p}$  的法向量。

PFH 特征  $FPH = [\alpha, \phi, \theta, d]$  按公式3.14构造。

$$\begin{aligned}\alpha &= \mathbf{v} \cdot \mathbf{n}_t \\ \phi &= \mathbf{u} \cdot \frac{\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s}{d} \\ \theta &= \tan^{-1} (\mathbf{w} \cdot \mathbf{n}_t, \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}_t) \\ d &= \|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s\|_2\end{aligned}\tag{3.14}$$

FPH 构造过程如算法3.4<sup>[78]</sup> 所示。

---

#### 算法 3.4: PFH(Point Feature Histograms)

---

**Input:** given point set  $P_{in} = \{\mathbf{p}_i | \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^n, i = 0, \dots, n_{in}\}$ , the normals of the given point set  $N_{in} = \{\mathbf{n}_i | \mathbf{n}_i \in \mathbb{R}^n, i = 0, \dots, n_{in}\}$ , the number of neighbors to calculate FPH  $k$ , viewpoint  $\mathbf{v}$

**Output:**  $PFH = \{PFH_j | PFH_j \in \mathbb{R}^4, j = 1, \dots, n_{in} \times (n_{in} + 1)/2\}$

```

1 for  $i \leftarrow 0$  to  $n_{in}$  do
2   if  $[(\mathbf{v} - \mathbf{p}_i) \cdot \mathbf{n}_i] / \|\mathbf{v} - \mathbf{p}_i\|_2 < 0$  then
3      $\mathbf{n}_i \leftarrow -\mathbf{n}_i;$ 
4   end
5 end
6 for  $i \leftarrow 0$  to  $n_{in}$  do
7    $Q_i \leftarrow k$  neighbors of  $\mathbf{p}_i$ ;
8   for each point pair  $\{\mathbf{p}_\alpha, \mathbf{p}_\beta\}, \mathbf{p}_\alpha \in Q_i, \mathbf{p}_\beta \in Q_i$  do
9     if  $\mathbf{n}_\alpha \cdot (\mathbf{p}_\beta - \mathbf{p}_\alpha) \leq \mathbf{n}_\beta \cdot (\mathbf{p}_\alpha - \mathbf{p}_\beta)$  then
10       $[\mathbf{p}_s, \mathbf{p}_t, \mathbf{n}_s, \mathbf{n}_t] \leftarrow [\mathbf{p}_\alpha, \mathbf{p}_\beta, \mathbf{n}_\alpha, \mathbf{n}_\beta];$ 
11    end
12    else
13       $[\mathbf{p}_s, \mathbf{p}_t, \mathbf{n}_s, \mathbf{n}_t] \leftarrow [\mathbf{p}_\beta, \mathbf{p}_\alpha, \mathbf{n}_\beta, \mathbf{n}_\alpha]$ 
14    end
15    calculate frame  $[\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w}]$ ;
16    calculate FPH $_j$ , then  $j \leftarrow j + 1$ ;
17  end
18 end
19 return normalized FPH;

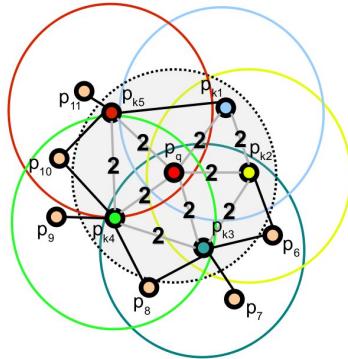
```

---

其中数据标准化是构建直方图的过程，具体操作是将数据极大值点和极小值点分别映射到向量 0 和 1，其余数据点归属到对区间 [0, 1] 所做的离散化网格中。

② FPFH 快速点特征直方图 (Fast Point Feature Histograms, FPFH)，对 PFH 的改进，提高特征计算速度。

如图3.6所示，对于点  $\mathbf{p}_q$ ，计算邻域中各点 PFH 特征  $FPH = [\alpha, \phi, \theta, d]$ ，记

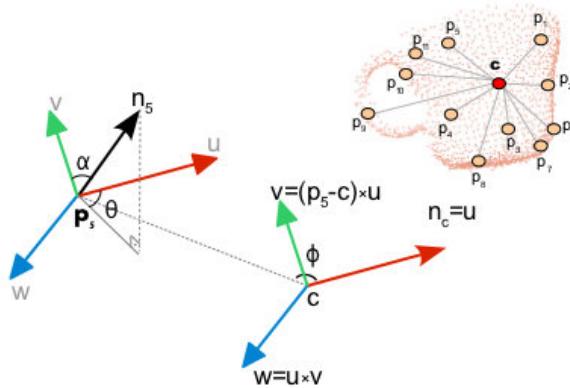
图 3.6 FPFH 示意图<sup>[79]</sup>

SFPH =  $[\alpha, \phi, \theta]$ , 称为简化点特征直方图 (Simplified Point Feature Histogram)。邻域中点的 SPFH 特征按公式3.15加权得到点的 FPFH 特征。

$$\text{FPFH}(\mathbf{p}_q) = \text{SPFH}(\mathbf{p}_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_k} \cdot \text{SPFH}(\mathbf{p}_q) \quad (3.15)$$

其中  $\omega_k$  是  $\mathbf{p}_q$  与点  $\mathbf{p}_k$  之间的距离度量。

③ VFH 视点特征直方图 VFH(Viewpoint Feature Histogram) 将 FPFH 的计算限制在点集中的点与点集质心点上。如图3.7所示，计算每个点和质心点的 FPFH 特征，其中质心点的法向取质心点相对于视点的方向，每个点的法向取每个点的法向与质心法向的相对角度。

图 3.7 VFH 标架构建示意图<sup>[80]</sup>

④ PPF 点对特征 (Point Pair Feature, PPF) 也是利用点对的坐标值与法向量构建描述特征<sup>[171]</sup>。对于点对  $\{\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j\}$  记法向量分别为  $\mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j$ ，按公式3.16构建 PPF 特

征。

$$\text{PPF}_{ij} = \left[ \|\mathbf{d}_{ij}\|_2, \cos^{-1} \left[ \frac{\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{d}_{ij}}{|\mathbf{n}_i| \cdot |\mathbf{d}_{ij}|} \right], \cos^{-1} \left[ \frac{\mathbf{n}_j \cdot \mathbf{d}_{ij}}{|\mathbf{n}_j| \cdot |\mathbf{d}_{ij}|} \right], \cos^{-1} \left[ \frac{\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j}{|\mathbf{n}_i| \cdot |\mathbf{n}_j|} \right] \right] \quad (3.16)$$

其中  $\mathbf{d}_{ij} = \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j$ 。

### 3.2.2 点云全局特征描述方法

全局特征是作为点云的整体性评价使用。本文中需要用到点云的局部特征，根据前面基于局部 FPFH 特征的统计性评价，完全能够满足车辆类型识别的需求，如果为了确定点云类型再单独计算某种全局特征，除了增加计算时间外，并没有带来额外的效益。同时，对于车辆种类的识别，更重要的是点云中许多点所组成的子集的分布形态，而不是与边缘或边界有关的特征检测算法。因此在所提出的车辆喷涂模型重构方法中，并没有直接运用已有的关键点算法，而是基于对常用关键点提取算法的构造方法、实现原理等方面分析，借鉴相关算法构造过程中的基本思想，进而提出基于 FPFH 特征点云重心的车辆点云特征表示方法，以适应于所研究的具体问题。

#### (1) 通用数据描述统计量

通用数据描述量作为基础的数据处理，较容易实现，经常用到。

- ① 均值 (Mean) 作为数据的平均值，点云所有点各个分量求和后取平均，作为点云的重心 (Centroid)。
- ② 中位数 (Median) 取数据排序后在中间位置的值，避免因为极端离群点影响评价的客观性。
- ③ 众数 (Mode) 可以描述出现频率最高的点，数据没有重复时通常用在表示邻域中点数最多的点，体现出数据的集中趋势。
- ④ 直方图 (Histogram) 统计点云特征量的概率分布，将特征量分布范围离散化细分，统计每个细分区间的点数。可以反映出相关特征的波动情况。
- ⑤ 方差 (Variance) 评价数据集与其均值的偏离。
- ⑥ 惯性矩 (Moment) PCA 分析中特征值所对应的向量，评估点集各个维度的聚集与分散程度。惯性矩常和数据压缩、包围盒计算等有联系。

## (2) 常用全局特征描述方法

① Moran's I 莫兰指数 (Moran's I) 反映空间中邻域特征的相似程度。对于属性  $x$  的  $n$  个空间分布观测值, 定义如公式3.17

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \text{ where } w_{ij} = \begin{cases} \frac{d_{ij}}{\sum_{i=1}^n d_{ij}}, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases} \quad (3.17)$$

其中  $w_{ij}$  是对象  $x_i$  和  $x_j$  之间的关系系数,  $d_{ij}$  通常以空间距离作为度量,  $\bar{x}$  是  $n$  个对象观测值的平均值。通常  $I \in [-1, 1]$ ,  $I > 0$  表示成正相关,  $I < 0$  表示成负相关,  $I = 0$  表示不相关。Moran 值的变化可以反映出观测值是否出现空间聚集。

② GASD 全局对齐空间分布 (Globally Aligned Spatial Distribution, GASD) 特征, 首先构建局部参考坐标系, 然后对点云进行坐标变换, 对变换后的点云所占空间进行离散化并进行空间统计。构建过程如算法3.5所示。

---

### 算法 3.5: GASD(Globally Aligned Spatial Distribution)

---

**Input:** given point set  $P_{\text{in}} = \{p_i | p_i \in \mathbb{R}^n, i = 1, \dots, n_{\text{in}}\}$ , number of regular grid in each direction  $m_s$ , number of dimensions of GASD  $l_s$

**Output:** GASD = {GASD $_{\alpha\beta} | \alpha = 1, \dots, m_s^n, \beta = 1, \dots, l_s\}$

```

1 calculate the centroid of given point set as  $p_c$ ;
2 make matrix  $A = P_{\text{in}} - I_{n_{\text{in}} \times n} \cdots p_c$  calculate covariance matrix  $C = \frac{1}{n_{\text{in}}} A A^T$ ;
3 obtain eigenvalues  $\lambda_i$  and corresponding eigenvectors  $v_i \in \mathbb{R}^n$ , with
    $\lambda_i < \lambda_{i+1}, i = 0, \dots, n - 1$ , such that  $C v_i = \lambda_i v_i$ ;
4  $v_i \leftarrow -v_i$  if the angle between  $v_1$  and viewing direction is in  $[-90^\circ, 90^\circ]$ ;
5 make the reference frame, in  $\mathbb{R}^3$ , the frame is  $[v_1, v_3, v_1 \times v_3]$ ;
6  $R = [v_3^T, v_2^T, v_1^T, 0]^T$ ;
7  $T = [-v_3^T \cdot p_c, -v_2^T \cdot p_c, -v_1^T \cdot p_c, 1]^T$ ;
8  $P_{\text{frame}} \leftarrow [R, T] \cdot P_{\text{in}}$ ;
9 devide the point cloud bounding cube into  $m_s \times m_s \times m_s$  grid;
10 if  $l_s = 1$  then
    11   in each grid, GASD is the numbers of points in grid;
12 end
13 if  $l_s > 1$  then
    14   in each grid, GASD is the normalized distances between each sample and the
       cloud centroid;
15 end
16 return GASD;
```

---

### (3) 常用的关键点提取算法

通常将关键点构造算法和数据滤波作为低层次处理方法，考虑到关键点往往是基于整体点云构造的，和点云的整体数据分布有关，同时往往构建关键点处的相关特征，因此将关键点提取算法视为全局性的特征构造方法。由于对 2D 图像数据的研究有很丰富的研究成果，点云通过局部参考坐标系可投影构造成 2D 投影图，因此关键点可按 2D 构造或 3D 构造。主要对 Harris、SIFT、NARF 等特征的构造过程进行研究。

#### ① Harris

Harris2D 算子构建相邻邻域间的特征变化度量，用泰勒一阶近似表示成二次型，特征梯度矩阵的特征值关系显示出相邻邻域的特征分布状态，也即能够反映出所选择邻域的位置。原始算法是考虑像素点与其邻域的灰度变化。对于一维特征的 Harris 算法通用描述如算法3.6所示。

---

#### 算法 3.6: Harris

---

**Input:** given point set  $P_{\text{in}} = \{\mathbf{p}_i | \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^n, i = 1, \dots, n_{\text{in}}\}$ , given feature  $F \in \mathbb{R}$  on  $P_{\text{in}}$ , number of the nearest numbers  $k$ , weight function  $w : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

**Output:**  $H_{\text{out}} = \{h_\alpha | h_\alpha \in \mathbb{R}, \alpha = 1, \dots, n_{\text{out}}\}$

- 1 Initialize a point set  $P_{\text{temp}} \leftarrow P_{\text{in}}$ ;
- 2 **while**  $P_{\text{temp}} \neq \emptyset$  **do**
- 3     choose a center point  $\mathbf{p}$  and its neighbor point set  
 $\mathbf{Q} = \{\mathbf{q}_i | \mathbf{q}_i \in \mathbb{R}^n, i = 1, \dots, k\}$ ;
- 4      $E(\mathbf{q}) = \sum_i w(\mathbf{q}_i)[F(\mathbf{q}) - F(\mathbf{p})]^2$ , where  $i = 1, \dots, k$ ;
- 5     using a Taylor expansion truncated to the first order terms, we have;
- 6      $E(\mathbf{q}) = \mathbf{q}^T \mathbf{M} \mathbf{q}$ , where  $\mathbf{M}$  is Hessian matrix with  $M_{ij} = \frac{\partial^2 F}{\partial q_1 \partial q_2}$ ;
- 7     using the eigenvalues of  $M_{ij}$  to calculate  $h_\alpha$ ;
- 8     Harris uses  $h_\alpha(\mathbf{p}) = \det M_{ij} - c[\text{tr} M_{ij}]^2$  in  $\mathbb{R}^2$ , and  $c$  is constant;
- 9     remove  $\mathbf{p}$  from  $P_{\text{temp}}$ ;
- 10 **end**

---

Harris3D 算子的一种实现方法<sup>[86]</sup>，是将输入点  $\mathbf{p}$  及其邻域转换到局部参考坐标系中，其中  $\mathbf{p}$  作为原点，其中特征  $F$  的构造按照拟合曲面方程的方法：

$$F = \frac{p_1}{2}x^2 + p_2xy + \frac{p_3}{2}y^2 + p_4x + p_5y + p_6 \quad (3.18)$$

用高斯函数离散  $F$  的偏导数, 记  $f_x = \frac{\partial F}{\partial x}, f_y = \frac{\partial F}{\partial y}$ , 有:

$$\begin{aligned} A &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{\mathbb{R}^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \cdot f_x^2 dx dy = p_4^2 + 2p_1^2 + 2p_2^2; \\ B &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{\mathbb{R}^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \cdot f_y^2 dx dy = p_5^2 + 2p_2^2 + 2p_3^2; \\ C &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{\mathbb{R}^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \cdot f_x f_y dx dy = p_4 p_5 + 2p_1 p_2 + 2p_2 p_3 \end{aligned} \quad (3.19)$$

构造特征梯度矩阵  $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix}$ , 评价按算法3.6中所示。

## ② SIFT

尺度不变特征变换 (Scale-invariant feature transform, SIFT) 特征, 最初用于提取 2D 图像特征。首先利用一组  $\sigma$  等比分布的高斯函数卷积二维数据, 得到一组不同尺度 (Scale) 下的图像, 构建出尺度维度信息。选择某一尺度下的图像降采样后重复构建尺度维度, 逐渐得到层间像素数量递减、层内高斯采样尺度不同的所谓高斯金字塔图像。每层组间做差构造高斯差值图 (Difference of Gaussian, DoG), 对于 DoG 每一层, 根据邻域寻找极值、极值点附近拟合精细化、方向构造等过程得到 SIFT 特征。

其中层内每组图像  $\mathbf{L}$  按  $\mathbf{L}(x, y, \sigma) = \mathbf{G}(x, y, \sigma) * \mathbf{I}(x, y)$ ,  $\mathbf{G}$  是公式3.1的二维构造。DoG 图像  $\mathbf{D}$  按  $\mathbf{D}(x, y, \sigma) = \mathbf{L}(x, y, k\sigma) - \mathbf{L}(x, y, \sigma)$ 。层内寻找极值时先按邻域 (最多 27 点) 搜索, 再对曲面  $\mathbf{D}$  二次拟合, 精确求解极值点。利用  $\mathbf{D}$  的 Hessian 矩阵构造边缘判据  $\frac{\text{tr} \mathbf{H}^2}{\det \mathbf{H}}$  剔除边缘点的影响, 得到 SIFT 特征点。点的梯度向量构建, 模  $m$  和方向  $\theta$  按公式3.20定义。利用 SIFT 特征点邻域的点的梯度向量直方图构造 SIFT 特征。如图3.8展示了 32 维 SIFT 特征构造示意。

$$\begin{aligned} m(x, y) &= \sqrt{[\mathbf{L}(x+1, y) - \mathbf{L}(x-1, y)]^2 + [\mathbf{L}(x, y+1) - \mathbf{L}(x, y-1)]^2} \\ \theta(x, y) &= \tan^{-1} \frac{\mathbf{L}(x, y+1) - \mathbf{L}(x, y-1)}{\mathbf{L}(x+1, y) - \mathbf{L}(x-1, y)} \end{aligned} \quad (3.20)$$

SIFT3D 首先将点云体素化, 每个空间细分网格中点数作为强度信息, 采用三维高斯核函数卷积。在关键点判断上直接寻找 Hessian 矩阵秩最大的点。在特征构造上, 对每个点利用两个不同大小的局部求解法向量, 利用法向量角度差值的直方图构建特征。

## ③ NARF

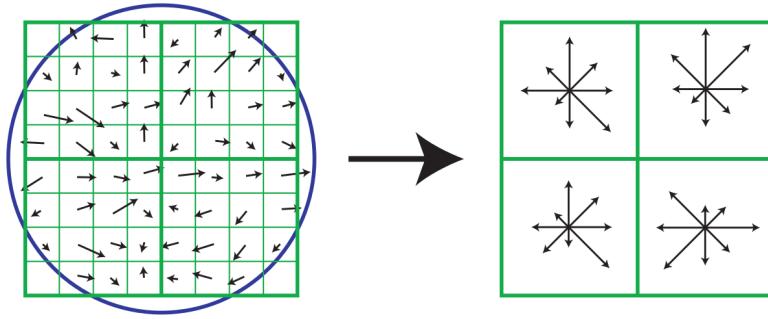


图 3.8 SIFT 特征构造示意

NARF(Normal Aligned Radial Feature) 是 3D 点特征提取方法，根据相邻点在不同维度下距离的变换检测边缘点，然后利用边缘点构建特征。首先利用点集构造深度图，并计算  $\mathbf{p}$  邻域内两点之间距离的均值  $\delta$ 。判断边缘点时计算点间距离按  $n_l$  邻域均值， $\mathbf{p}$  与其右侧点  $\mathbf{p}_{right}$  间距离计算按  $d_{right} = \|\frac{1}{n_l} \sum \mathbf{p}_{x+i,y}\|_2$ 。按公式3.21做两次筛选，取  $s'_{right} > 0.8$  的点作为边界点。

$$\begin{aligned} s_{right} &= \max[0, (d_{right} - \delta)/d_{right}]; \\ s'_{right} &= \max[0.9, 1 - (1 - \max s_{right})^3] \cdot s_{right} \end{aligned} \quad (3.21)$$

指定点的向量和权重，向量  $v$  按直径为  $d$  的球形邻域求解 PCA 最大特征值对应特征向量，权重  $w$  对于边缘点取 1 其余点取  $1 - (1 - \lambda_{max})^3$ 。对于点  $\mathbf{p}$  邻域中的点  $\mathbf{q}_i$ ，记其方向  $v_i$  与矢量  $\mathbf{p}$  夹角为  $\alpha$ ，构造：

$$\alpha' = \begin{cases} 2(\alpha - \pi), \alpha > \pi/2 \\ 2(\alpha + \pi), \alpha \leq -\pi/2 \end{cases} \quad (3.22)$$

按公式3.23构造关键点判据  $I(p)$ ，取值较大的作为关键点。

$$\begin{aligned} I_1(\mathbf{p}) &= \min_i \left[ 1 - w_{\mathbf{q}_i} \max \left( 1 - \frac{10\|\mathbf{p} - \mathbf{q}_i\|_2}{d}, 0 \right) \right] \\ f(\mathbf{q}_i) &= \sqrt{w_{\mathbf{q}_i} \left( 1 - \left| \frac{2\|\mathbf{p} - \mathbf{q}_i\|_2}{d} - \frac{1}{2} \right| \right)} \\ I_2(\mathbf{p}) &= \max_{i,j} \left\{ f(\mathbf{q}_i) f(\mathbf{q}_j) [1 - |\cos(\alpha'_{\mathbf{q}_i} - \alpha'_{\mathbf{q}_j})|] \right\} \\ I(\mathbf{p}) &= I_1(\mathbf{p}) \cdot I_2(\mathbf{p}) \end{aligned} \quad (3.23)$$

### 3.2.3 车辆点云 FPFH 特征构造方法

通过对局部特征算法与全局特征算法的分析，计算车辆点云 FPFH 特征，利用特征距离实现扫描车辆点云与数据库点云的快速匹配。利用图3.15的子图 d-f 的点云数据与扫描的车辆点云数据（体素 0.02 m），分别计算 FPFH 特征。对于每个点云，在计算得到其中每个点的特征  $[u, v, w]$  后，将特征的每个分量，按照每个分量的最大最小值划分到 11 个区间中，得到特征维度为 33。即构造 11 个格子（Bins）的直方图。例如数据分布范围在  $[0, 10]$ ，分成 5 个区间，则数据 3 对应于第二个格子中的数据是 1，在其他格子中的数据是 0。对于每个车辆点云，计算得到相应点数的维度为 33 的 FPFH 特征点云，将不同点云之间的特征点云重心之间的距离，作为点云之间的差异性评价指标。

图3.9是计算的 3 种点云数据库中的点云的特征点云重心点的坐标表示，在表达上将 33 个维度展开成横轴，纵轴表示相应的特征分量。在这里为了体现差异性，并没有在前期计算直方图时做归一化处理。从图3.9(a)中可以很明显看到这三种车辆特征上的相似性，从图3.9(b)中可以看到所扫描的车辆更接近于 T99A。计算特征之间的距离，其中扫描车辆与 T99A 的特征距离为 8.30342，与 2A5 的特征距离为 26.4106，与 T90A 的特征距离为 17.8468，从而确定扫描的车辆是 T99A 的概率最大。在计算法向量时取滤波体素边长 2 倍，计算 FPFH 特征时取滤波体素边长 3 倍，平均每点的特征计算用时约 0.22 ms。

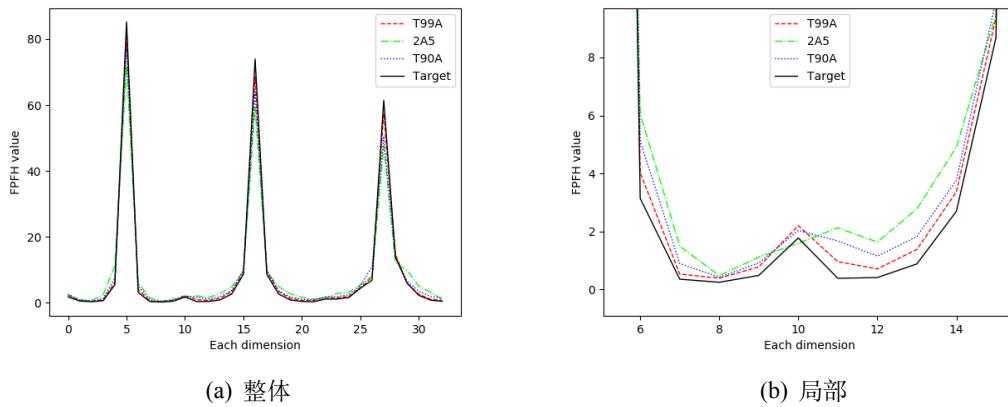


图 3.9 FPFH 特征按维度展开示意图

### 3.3 基于 ICP 配准与区域生长算法的车辆点云数据分割方法

#### 3.3.1 基于 ICP 算法的点云配准方法

为了实现扫描点云和点云数据库中点云的对齐，需要用点云配准计算相应的坐标转换关系。点云配准实质是实现点云的特征匹配，将点集局部特征相似的点视为相同点，实现的是多个点集的融合。基本流程是对于给定的 2 个点集  $\mathbf{P}, \mathbf{Q}$ ，分别采样并计算采样点的特征，特征点匹配求解两个点集的对应点，计算对应点间的刚体变换矩阵  $\mathbf{T}_{\text{Q2P}}$ ，构造的距离函数  $f$  作用于  $\mathbf{P} - \mathbf{T}_{\text{Q2P}}\mathbf{Q}^T$  评价配准性能。不同的配准方法采用的流程基本上类似的，区别主要在于采样点选取方式、特征类型、距离函数等。

在邻视角间位姿关系未知时，通常需要先采用粗配准方法使得点云大致对齐，然后再进行精确的对齐。常用的粗配准算法是采样一致性初始配准算法 (Sample Consensus Initial Alignment, SAC-IA) 用 FPFH 特征和 Huber 距离 (Huber's M-estimator)，通过设定采样点两点之间距离阈值保证采样点特征的异样性。常用的精配准算法是迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法通过最小化两个点集之间所有最近点对距离和求解变换矩阵，通过迭代这个过程实现精确求解。本论文采用 ICP 配准算法，即可实现扫描车辆点云与数据库中车辆点云的快速高精度匹配，并不需要粗配准过程。

##### (1) 定义最近距离

点  $\mathbf{p}$  和点集  $\mathbf{Q} = \{\mathbf{q}_i | i = 1, \dots, n\}$  之间的距离  $d$ ，按公式3.24求解。

$$d(\mathbf{p}, \mathbf{Q}) = \min_{\mathbf{q}_i \in \mathbf{Q}} \|\mathbf{p} - \mathbf{q}_i\|_2 \quad (3.24)$$

对于点  $\mathbf{p}$  和边集  $\mathbf{L} = \{\mathbf{l}_i | \mathbf{l}_i = \mathbf{q}_j - \mathbf{q}_k, \mathbf{q}_i \in \mathbf{Q}, \mathbf{q}_j \in \mathbf{Q}, \mathbf{q}_i \neq \mathbf{q}_j\}$  之间的距离  $d$ ，按公式3.25求解。

$$\begin{aligned} d(\mathbf{p}, \mathbf{L}) &= \min_{u+v=1} \|u\mathbf{q}_j + v\mathbf{q}_k - \mathbf{p}\|_2, u, v \in [0, 1] \\ d(\mathbf{p}, \mathbf{L}) &= \min_{l_i \in \mathbf{L}} d(\mathbf{p}, l_i) \end{aligned} \quad (3.25)$$

同理，点  $\mathbf{p}$  相对于平面  $\mathbf{m}$  边形网格区域  $\mathbf{T}$  的距离按公式3.26求解。

$$\begin{aligned} d(\mathbf{p}, \mathbf{T}) &= \min_{\sum u_i = 1} \|\mathbf{p} - \sum u_i \mathbf{q}_i\|_2, u_i \in [0, 1], i = 1, \dots, m \\ d(\mathbf{p}, \mathbf{T}) &= \min_{t_i \in \mathbf{T}} d(\mathbf{p}, \mathbf{t}_i) \end{aligned} \quad (3.26)$$

## (2) 求解变换矩阵

对于最近点对  $\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_i$ ，为求解两点集之间旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和位移矩阵  $\mathbf{T}$ ，按公式3.27构造优化目标函数  $J$  并求最小值。

$$\min J = \min \sum_{i=1}^n |\mathbf{q}_i - (\mathbf{R}\mathbf{p}_i + \mathbf{T})|^2 \quad (3.27)$$

可以利用 SVD (Singular Value Decomposition) 求解<sup>[94,172]</sup>。记  $\mathbf{p}_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i$ ，有去重心化点集  $\mathbf{P}' = \{\mathbf{p}'_i | \mathbf{p}'_i = \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_c\}$ ，同理构造  $\mathbf{q}_c$  和  $\mathbf{Q}'$ 。改写目标函数按：

$$\begin{aligned} J &= \sum_{i=1}^n |\mathbf{q}_i - (\mathbf{R}\mathbf{p}_i + \mathbf{T})|^2 \\ &= \sum_{i=1}^n |\mathbf{q}'_i + \mathbf{q}_c - \mathbf{R}\mathbf{p}'_i - \mathbf{R}\mathbf{p}_c - \mathbf{T}|^2 \\ &= \sum_{i=1}^n |(\mathbf{q}'_i - \mathbf{R}\mathbf{p}'_i) + (\mathbf{q}_c - \mathbf{R}\mathbf{p}_c - \mathbf{T})|^2 \end{aligned} \quad (3.28)$$

令  $\mathbf{T} = \mathbf{q}_c - \mathbf{R}\mathbf{p}_c$ ，继续化简：

$$\begin{aligned} J &= \sum_{i=1}^n |(\mathbf{q}'_i - \mathbf{R}\mathbf{p}'_i)|^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (\mathbf{q}'_i - \mathbf{R}\mathbf{p}'_i)^T (\mathbf{q}'_i - \mathbf{R}\mathbf{p}'_i) \\ &= \sum_{i=1}^n (\mathbf{q}'_i^T \mathbf{q}'_i - 2\mathbf{q}'_i^T \mathbf{R}\mathbf{p}'_i + \mathbf{p}'_i^T \mathbf{R}^T \mathbf{R}\mathbf{p}'_i) \end{aligned} \quad (3.29)$$

注意到  $\mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}$ ，去掉与  $\mathbf{R}$  无关的项，原目标函数等价于  $\max J_1 = \max \sum_i \mathbf{q}'_i^T \mathbf{R}\mathbf{p}'_i$ 。由矩阵迹的性质  $\text{tr}(AB) = \text{tr}(BA)$ ,  $\text{tr}(A+B) = \text{tr}(A) + \text{tr}(B)$ ，有  $\max J_1 = \max \text{tr} \sum_i \mathbf{R}\mathbf{p}'_i \mathbf{q}'_i^T = \max \text{tr}(\mathbf{R} \sum_i \mathbf{p}'_i \mathbf{q}'_i^T)$ 。令  $\mathbf{H} = \mathbf{P}' \mathbf{Q}'^T$ ，原目标函数转化为  $\max \text{tr}(\mathbf{R}\mathbf{H})$ 。对于旋转矩阵  $\mathbf{B}$ ，解  $\mathbf{R}^*$  使得  $\text{tr}(\mathbf{R}^* \mathbf{H}) \geq \text{tr}(\mathbf{B} \mathbf{R}^* \mathbf{H})$ 。由柯西不等式  $\text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{A}^T) \geq \text{tr}(\mathbf{B}\mathbf{A}\mathbf{A}^T)$ ，其中

$\mathbf{B}\mathbf{B}^T = \mathbf{I}$ , 发现  $\mathbf{R}^*\mathbf{H}$  需要表示成  $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$  的形式。对  $\mathbf{H}$  按 SVD 分解, 有  $\mathbf{H} = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{V}^T$ , 令  $\mathbf{R}^* = \mathbf{V}\mathbf{U}^T$ , 发现  $\mathbf{R}^*\mathbf{H} = \mathbf{V}\Sigma\mathbf{V}^T = (\mathbf{V}\Sigma^{0.5})(\mathbf{V}\Sigma^{0.5})^T$ 。从而完成  $\mathbf{R}, \mathbf{T}$  的构造:

$$\begin{aligned}\mathbf{R} &= \mathbf{V}\mathbf{U}^T \\ \mathbf{T} &= \mathbf{q}_c - \mathbf{R}\mathbf{p}_c\end{aligned}\tag{3.30}$$

也可以利用四元数方法求解<sup>[93]</sup>。构建协方差矩阵 (Cross-Covariance Matrix)  $\Sigma_{pq} = \frac{1}{n} \sum_i (\mathbf{P} - \mathbf{p}_c)(\mathbf{Q} - \mathbf{q}_c)$ 。构造列向量  $\Delta = [A_{23} \ A_{31} \ A_{12}]^T$ , 其中  $A_{ij} = (\Sigma_{pq} - \Sigma_{pq}^T)_{ij}$ 。按公式3.31构造  $4 \times 4$  的反对称矩阵  $\mathbf{Q}(\Sigma_{pq})$ 。

$$\mathbf{Q}(\Sigma_{pq}) = \begin{bmatrix} \text{tr}(\Sigma_{pq}) & \Delta^T \\ \Delta & \Sigma_{pq} + \Sigma_{pq}^T - \text{tr}(\Sigma_{pq})\mathbf{I}_3 \end{bmatrix}\tag{3.31}$$

$\mathbf{Q}(\Sigma_{pq})$  最大特征值所对应的特征向量, 单位化后记为  $\mathbf{q}_R = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$ , 则旋转矩阵和位移矩阵可按公式3.32计算。

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 + q_2^2 - q_1^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 + q_3^2 - q_1^2 - q_2^2 \end{bmatrix}\tag{3.32}$$

$$\mathbf{T} = \mathbf{q}_c - \mathbf{R}\mathbf{p}_c$$

### 3.3.2 基于区域生长的点云聚类方法

点云聚类或称点云分割, 是数据分类问题, 通用的算法流程和点云过滤类似, 都是构建选择条件, 根据设定的规则对每个点进行类属的划分。通用的算法描述如算法3.7所示。为实现车辆表面喷涂模型的构造, 需要按照车辆表面喷涂区域的划分, 将扫描的车辆点云模型划分成不同的子集, 因而需要研究点云聚类算法。基于对几种常用的点云聚类算法的理论研究, 从原理分析的角度, 本文选用算法构造简单, 调节参数较少且通用性强的区域生长算法, 作为点云聚类的主要方法。

① 条件欧几里得聚类算法 条件欧几里得聚类 (Conditional Euclidean Clustering) 算法从类中初始点集开始, 不断收集邻域中点与类中点距离小于设定值的点, 利用收集的点扩大类的点集, 重复收集直到不能再收集到点。从构造过程来看算法对类

内和类间边界的点间距离有要求。

---

### 算法 3.7: 点集分类方法通用算法描述

---

**Input:** given point set  $P_{in} = \{p_i | p_i \in \mathbb{R}^n, i = 1, \dots, n_{in}\}$ , feature set  $F = \{f_i | f_i(p_i) \in \mathbb{R}^{nf}, i = 1, \dots, n_{in}\}$ , objective function  $G = \{g_i | g_i(f) \leq 0, f \in F, i = 1, \dots, n_{obj}\}$

**Output:** Region set collection  $R = \{R_\alpha | R_\alpha \subset P_{in}\}$

- 1 Initialization:  $\alpha = 0$ , Region list  $R_\alpha \leftarrow \emptyset$ , point set without labels  $A \leftarrow P_{in}$ ;
- 2 **while**  $A \neq \emptyset$  **do**
- 3     select the original seed point set  $S = \{p_i | p_i \in A, i = 1, \dots, n_{seed}\}$ ;
- 4      $A \leftarrow A - S$ ;
- 5     **for**  $i \leftarrow 0$  **to**  $n_{seed}$  **do**
- 6         find k nearest point of each seed point  $p_i$ ;
- 7         **for**  $j \leftarrow 0$  **to**  $k$  **do**
- 8             **if**  $G(F(p_{ij})) \leq 0$  **then**
- 9                  $R_\alpha \leftarrow R_\alpha \cup p_{ij}$ ;
- 10                  $A \leftarrow A - p_{ij}$ ;
- 11                  $S \leftarrow S \cup p_{ij}$ ;
- 12             **end**
- 13         **end**
- 14     **end**
- 15      $\alpha \leftarrow \alpha + 1$ ;
- 16 **end**
- 17 **return**  $R$ ;

---

② DoN 分割 基于法向量差值的分割方法 (Difference of Normals Based Segmentation)，利用不同尺度下特征的差异过滤点集，然后用条件欧几里得聚类算法分割点云。如图3.10所示，首先估计每个点在半径不同的一大一小两个邻域的法向，去掉两个法向差值  $\Delta$  较小的点。对保留下的局部尺度较小的高频特征基于欧氏距离进行聚类。

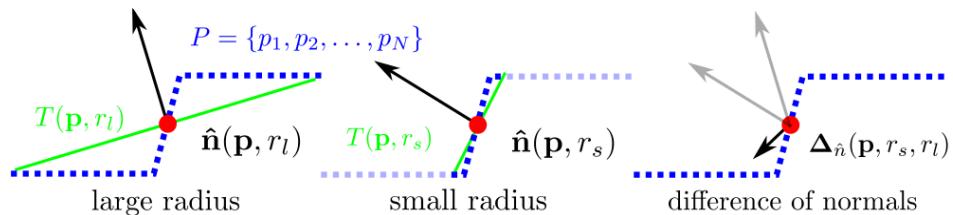


图 3.10 DoN 过滤方法示意图

③ 区域生长 区域生长 (Region Growing) 算法首先初始化种子点集，计算每个种子点与其邻域中的点之间法向量夹角的关系，收集夹角较接近的点到种子所属类

别中，同时收集邻域点中曲率在设定阈值内的点到种子点集中，这样逐渐扩充种子点集并扩展邻域，最终完成点集的区域划分。除了法向量作为特征，也常用颜色信息作为特征。

④超体聚类分割算法 超体聚类分割 (supervoxel) 算法区域生长的对象是点集，如体素或 Octree 对象。Voxel Cloud Connectivity Segmentation (VCCS) 算法中收集的距离度量按照含有颜色和 FPFH 特征的扩展点的欧式距离。其中 FPFH 度量按各分量最小值之和<sup>[173]</sup>。其中体素邻域的构造如图3.11所示，可维度分成二维面接触的 6 近邻，一维线接触的 18 近邻和零维点接触的 26 近邻。

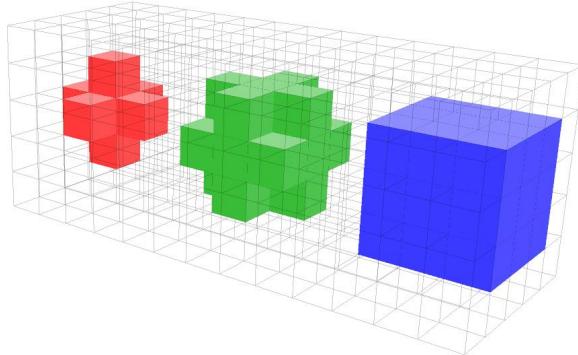
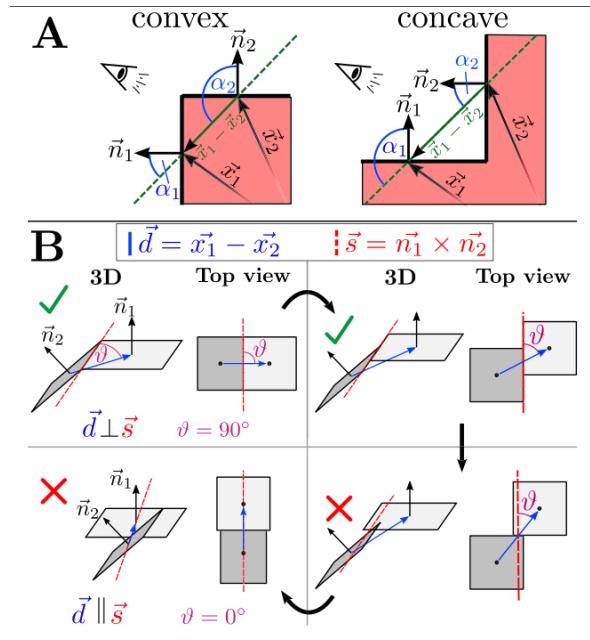


图 3.11 近邻构造示意图<sup>[174]</sup>

⑤局部凸连接聚类算法 局部凸连接(Locally Convex Connected Patches, LCCP) 算法在超体素分割后，根据相邻面片的凹凸性进行聚类。局部凸连接的判断过程如图3.12所示。图3.12-A 部分是凸性判断，对于相邻面片记中点坐标分别为  $\vec{x}_1$  与  $\vec{x}_2$ ，其单位法向量分别记为  $\vec{n}_1$  与  $\vec{n}_2$ 。记  $\vec{d} = \vec{x}_1 - \vec{x}_2$ ，对于设定的角度阈值  $\beta_{\text{th}}$ ，如果  $\cos^{-1}(\vec{n}_1, \vec{n}_2) < \beta_{\text{th}}$ ，且  $(\vec{n}_1 - \vec{n}_2) \cdot \vec{d} > 0$ ，则两面是凸的。图3.12-B 部分是连接性判断，记  $\vec{s} = \vec{n}_1 \times \vec{n}_2$ ， $\theta = \min[\angle(\vec{d}, \vec{s}), \angle(\vec{d}, -\vec{s})]$ ， $\theta$  从 90 度逐渐减小，表示两邻边连接性逐渐降低。图3.12-B 中，左上小图中国  $\theta = 90^\circ$ ，两邻边完全相连，右上小图  $\theta$  减小，为部分连接； $\theta$  减小到某一阈值认为两邻边没有相连，继续减小到左下小图中  $\theta = 0^\circ$ ，两邻边完全不相连。

⑥最小割算法 对于图或网络的分割，使得每一部分有且只有一个源点或汇点的权值最小的分割方法称为最小割。选择一个目标点集中的点为源点，选择一个远离目标点集的点为汇点，这两个点与点云每个点通过单向边连接。在原始点云中构建无向边，保证每个点与其近邻点有连接。点  $\mathbf{p}_i$  和  $\mathbf{p}_j$  之间边的权重按  $\text{EXP}(-||\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j||_2^2 / \sigma^2)$ 。

图 3.12 LCCP 示意图<sup>[103]</sup>

### 3.3.3 基于喷涂区域划分的车辆表面点云聚类方法

#### (1) 车辆扫描点云合成方法

对于传感器扫描的数据，首先对采集得到的点云序列，进行一系列处理流程，得到最终的车辆表面点云模型。其中的处理流程主要包括点云重采样和点云坐标变换。

点云重采样主要是对传感器每次输出的点云进行采样处理，减小点云数据量。点云坐标变换实现多个传感器数据的融合，需要将每个传感器每次得到的数据，根据传感器之间的相对位置关系，进行坐标变换得到车辆的整车点云。对于线激光传感器获得的点云数据，每个传感器本身只输出 x-z 坐标，需要根据车辆与相机相对运动关系，构建点云 y 坐标，得到车辆表面三维点云扫描数据。

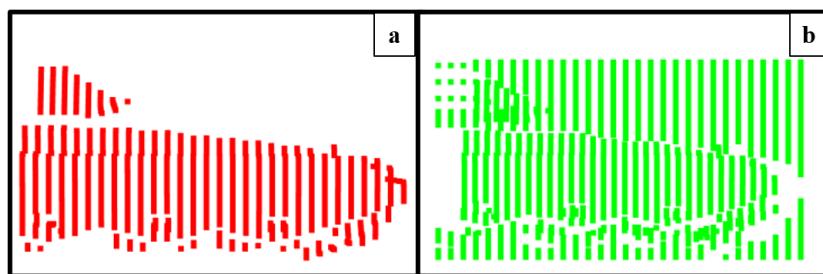


图 3.13 扫描点云合成 (a. 合成, b. 点云体素滤波)

扫描点云的合成如图3.13-a 所示，展示的是采用一只线激光传感器对车辆局部进

行扫描得到的合并后的点云。由于相机的角分辨率是固定的，相机扫描点云的点密度，会随着相机与被测表面距离的增大而减小。为了保证点密度的均匀，进行体素滤波得到如图3.13-b 所示的效果。这里滤波时点云在相机坐标系中，体素分布在垂直于 z 轴的平面内，将不含有测量点的体素中心坐标 z 值置为 0。

## (2) FPFH 特征与 ICP 算法相结合的点云匹配与配准过程

为了识别扫描车辆，需要将扫描得到的点云与点云数据库中的点云进行匹配，同时需要实现扫描模型和车辆 CAD 模型的配准以实现相关特征点坐标的匹配。在这里特征点主要是后续图案区域的代表点。如果采用面激光传感器通过局部视野拼接的方法进行扫描，需要首先进行局部点云扫描，进而对车辆类型识别与配准定位，并根据对相应类型的车辆扫描视点规划进行整车扫描，获得车辆表面整体点云并进行点云聚类操作。如果采用线激光传感器通过线激光光幕的方式进行扫描，由于一次扫描可获得车辆表面整体点云，因而可直接利用扫描获得的整体点云进行车辆类型识别与配准定位，并进行车辆表面点云聚类。这两种方法中所涉及到的点云识别与聚类方法是相同的，由于本章研究重点并不在于扫描方法与流程的比较，因而基于线激光光幕扫描方法开展研究，重点验证所提出点云类型匹配与位姿配准方法。如果采用面激光局部拼接的方法，只需要将类型匹配与位姿配准中所涉及到点云数据，改为使用局部点云数据，并根据匹配的车辆类型所对应的视角规划进行整车扫描获得车辆扫描点云模型，进而进行车辆表面点云模型的聚类。



图 3.14 车辆模型 (a. T99A, b. T90A, c. 2A5)

对于车辆数据库中的点云数据，如以图3.14所示的三种车辆 (a. T99A, b. T90A, c. 2A5) 为例，分别基于真实车辆扫描或基于 CAD 模型扫描，获得相应的点云数据。图3.15的子图 a-c 是基于 CAD 模型进行的扫描过程，子图 d-f 是将扫描得到的点云进行拼接所得到的车辆整体点云模型。所得到的点云模型，作为数据库中每种车辆相应的点云模型。

将上一小节得到的点云数据分别与点云数据库中的点云进行配准。在这里直接采用 ICP 算法进行配准，分别得到各自的配准率指标与坐标变换矩阵，取配准率最高的

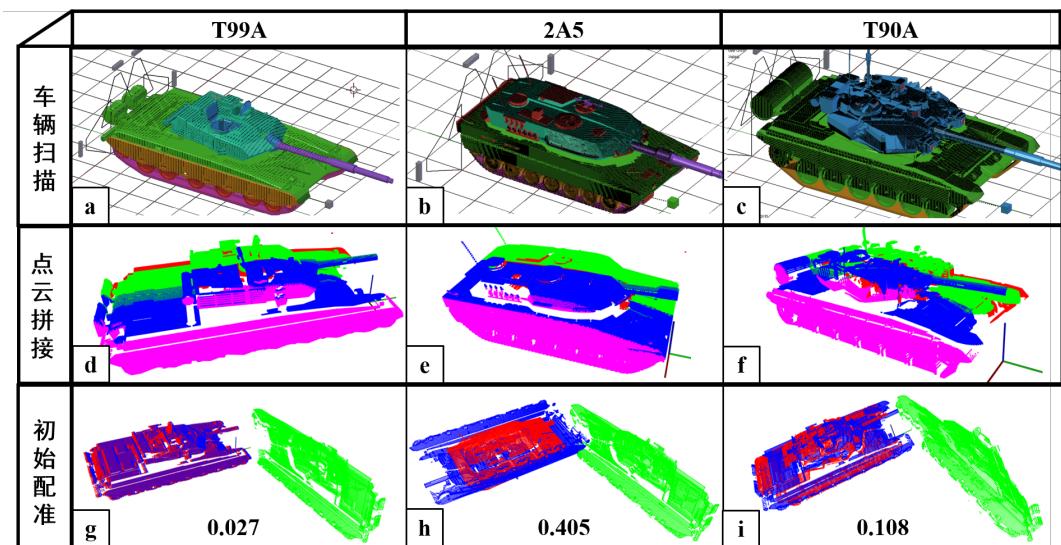


图 3.15 车辆模型 (a. T99A, b. T90A, c. 2A5)

车辆类型作为配准结果，从而确定车辆种类，进而确定对应的车辆数据库中的喷涂图案模型、关键特征点等一系列信息。图3.15的子图g-i展示了这一过程。其中每个子图中，红色点云分别代表所进行匹配的数据库中的不同车辆的点云数据，绿色点云代表车辆扫描得到的待匹配点云数据，蓝色点云代表完成配准的车辆扫描点云。

在点云配准时可以根据所需要的精度设定不同的滤波参数加速配准计算过程，在这里将点云体素滤波到边长 40 mm 的体素中，每次配准过程进行 600 次迭代。在配准后的点云中寻找点云数据库中点云的每个最近点，并求解最近点对之间的欧氏距离，统计两个点云中所有最近点对之间距离的平均值，作为车辆点云模型配准程度的评价指标。在这里将扫描的车辆分别与三种车辆模型配准后，分别得到相应的评价指标为 0.027 m, 0.405 m, 0.108 m，从而确定扫描的车辆类型为 T99A，并确定相应的坐标变换矩阵。

配准时根据点云数据不同在 11 s 到 24 s 之间，基于三个样本的点云库的配准过程，包括从点云数据读取、滤波操作、ICP 点云配准、求解配准相似度、点云结果显示的整个过程用时 103.395 s。

### (3) 基于区域生长的点云聚类过程

对车辆点云模型进行区域生长聚类，用 50 个近邻点计算点的法向量，在区域生长时收集法向量夹角小于 30 度的点。以采用线激光光幕式扫描为例，在 y 轴分辨率 1920 个点时，设置 4 个激光传感器，对于长 10 m 的车，扫描间隔为 1 mm 时，扫描得到的车辆整车点云为 7680 万点。将点云滤波为 1536000 个点，利用区域生长算法

聚类，并根据类属中点个数多于 2000 点的区域进行降序排列，得到点数最多的前 30 个区域，总计用时 16291 ms。图3.16展示了聚类后点集点数最多的 10 个点集。

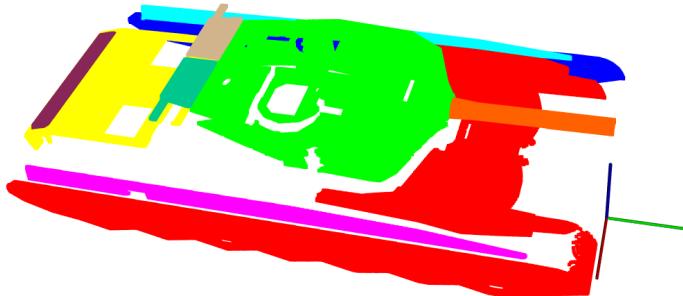


图 3.16 基于区域生长的点云聚类模型

## 本章小结

本章重点研究点云合成与分割技术，点云的处理过程主要分成四个部分，首先是点云前处理部分，主要研究了点云滤波和采样方法；其次是点云特征描述方法，主要研究了一些常用的特征的计算方法；然后是点云配准方法，重点研究了 ICP 配准算法；最后研究了点云分割所用到的聚类算法。同时对于相关算法进行了数值计算以验证其有效性。

## 第 4 章 车辆曲面重建与图案信息融合方法

本章利用车辆整体点云，进行车辆表面模型重建和车辆喷涂模型重构。对于表面模型重建，主要是利用泊松重建算法构建三角面片。喷涂模型重建，主要是利用喷涂区域的点云数据，求解数码迷彩团块格点坐标，并融合喷涂区域的数码迷彩图案信息，完成车辆表面数码迷彩喷涂模型重构。

### 4.1 基于泊松重建方法的车辆表面模型重构

为了直观展示扫描车辆点云模型的整体形态，将扫描得到的车辆点云模型，重建成为表面模型。由点云构建曲面的过程是曲面拟合的过程，首先研究了基于点云数据的常用的参数化曲面构造方法，主要研究 B-Spline 曲面<sup>[175]</sup> 和 NURBS 曲面，

对于基于 NURBS 所发展得到的一系列构造方法，如 T-spline<sup>[176]</sup> 等曲面形式没有进行进一步研究。其次研究了非参数化曲面重建方法，重点基于泊松重建算法，实现车辆表面模型重构。

#### (1) 参数化曲面

① 贝塞尔曲线 Bézier 曲线对于两个点  $\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1$ ，有向量  $\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_0$  经过的点  $\mathbf{p}_t = t\mathbf{p}_0 + (1 - t)\mathbf{p}_1$ ，这是简单的线性构造，由两个点表示一条过两个点的单参数的线段。如果有三个点，可以相邻的点两两构造线段，由三个点得到两个点，再根据两个点线性构造一个单参数曲线。通常记由  $n$  个点构造得到  $m$  个点为  $n - m - 1$  阶构造。对与  $n$  个点的构造过程记为贝塞尔曲线  $B(t) = \sum_{i=0}^n C_n^i \mathbf{P}_i (1 - t)^{n-i} t^i$ 。

② B-spline B-样条通过迭代构造过程，将曲面简化表示为点集的线性组合。对于点集  $\mathbf{P} = \{\mathbf{P}_i \in \mathbb{R}^s, i = 0, \dots, n\}$ ，记其  $k$  阶构造得到的曲线记为  $\mathbf{P}_{(k)}(\xi)$ ，根据向量的线性性表示成每个点处的线性组合  $\mathbf{P}_{(k)}(\xi_o) = \sum \mathbf{P}_{i(k)}(\xi)$ ，其中  $\xi_o$  是  $n$  个点所在空间的归一化参数， $\xi$  是相邻两点所在空间的归一化参数。通常表示成  $\mathbf{p}_i$  的基底展开的形式，如  $\mathbf{P}_{i(k)}(\xi) = \mathbf{p}_i \cdot \mathbf{N}_{i(k)}(\xi)$ 。基底常按公式 4.1 Cox-de Boor 方程<sup>[177]</sup> 递推构造，其中只有  $\xi \in [\xi_i, \xi_{i+1})$  时有  $\mathbf{N}_{i(0)}(\xi) = 1$ ，其余情况  $\mathbf{N}_{i(0)}(\xi) = 0$ 。

$$\mathbf{N}_{i(k)}(\xi) = \frac{\xi - \xi_i}{\xi_{i(k)} - \xi_i} \mathbf{N}_{i(k-1)}(\xi) + \left[ 1 - \frac{\xi - \xi_{i+1}}{\xi_{i+1(k)} - \xi_{i+1}} \right] \mathbf{N}_{i+1(k-1)}(\xi) \quad (4.1)$$

其中  $\xi_{i(k)}$  表示第  $k$  次构造生成的第  $i$  个点所对应的权重系数。

$\mathbf{P}_i \in \mathbb{R}^s$  时对应为曲线构造。 $\mathbf{P}_i = \{\mathbf{p}_i | \mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^s, i = 1, \dots, u\}$  时对应为曲面构造, 即  $\mathbf{P}_i$  是点集, 在这里记为  $\mathbf{P}_i$ , 即下标用向量表示。用线性组合  $\mathbf{B}_{i(k)}(\xi) = \prod_{l=1}^u N_{i_l(k_l)}^{(l)}(\xi^{(l)})$  构成基底, 有曲面  $\mathbf{S}(\xi) = \sum_{i \in I} \mathbf{P}_i \mathbf{B}_{i(k)}(\xi)$ 。

③ NURBS 曲面 取  $\mathbb{R}^{s+1}$  的  $n$  个点, 每个点除以第  $s+1$  维度的值  $w_i$ , 取前  $s$  维度作为点集  $\mathbf{P}_i$ , 则 NURBS 曲面可表示为  $\mathbf{C}(\xi) = \sum_{i \in I} \mathbf{P}_i R_{i(k)}(\xi)$ , 其中基底  $R_{i(k)}(\xi)$  按公式4.2构造。

$$R_{i(k)}(\xi) = \frac{w_i \mathbf{B}_{i(k)}(\xi)}{\sum_{i \in I} w_i \mathbf{B}_{i(k)}(\xi)} \quad (4.2)$$

利用 T99A 车辆扫描点云基于 Meshlab 构造的曲面如图4.1所示。

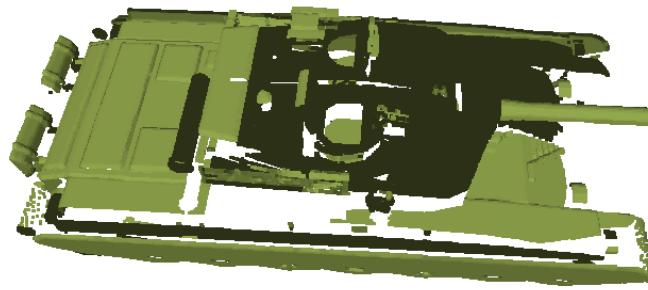


图 4.1 车辆表面 NURBS 曲面重建示意图

(2) 非参数化曲面 非参数化曲面构建方法主要包括三角面片重建和曲面隐函数方程求解等方法。这里主要研究泊松重建算法实现的表面构建过程。

泊松重建的基本思想如图4.2所示, 利用点集的法向量空间  $\vec{V}$  和集合的特征函数  $\chi_M$  之间的关系计算边界。在这里  $\vec{V}$  需要将离散的点的法向量  $\mathbf{N}(\mathbf{p}_i), \mathbf{p}_i \in \partial M$  用函数逼近。

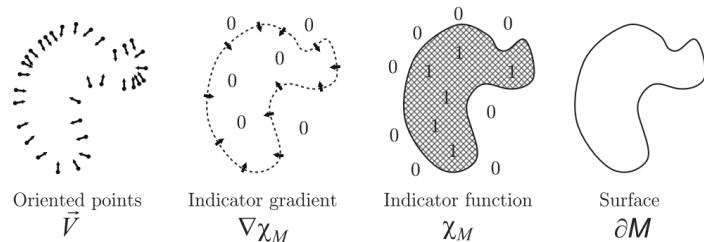


图 4.2 泊松重建过程示意<sup>[114]</sup>

由于  $\chi_M$  不方便求导, 卷积上滤波核函数如高斯核, 构造  $\tilde{\chi}_M$ :

$$\nabla \tilde{\chi}_M(\mathbf{q}) = \nabla(\chi_M * G)(\mathbf{q}) = \int_{\partial M} \mathbf{N}(\mathbf{p}) G(\mathbf{q} - \mathbf{p}) d\mathbf{p} \approx \vec{V}(\mathbf{q}) \quad (4.3)$$

从而有  $\nabla \tilde{\chi}_M = \vec{V}$ , 两边求导得到泊松方程  $\Delta \chi = \nabla \vec{V}$ 。解法有很多, 如以 Octree 和 Lebesgue Space 基函数为例, 如用 Harr 小波  $H(t)$  构造基函数  $F(x, y, z) = [H(x), H(y), H(z)]^{*n}$ , 其中  $*n$  表示  $n$  次卷积。 $n \rightarrow +\infty$  时  $F$  趋向于高斯分布。Octree 中节点  $o$  的中心坐标和宽度分别记为  $\mathbf{p}_{rmOcenter}$  和  $l_o$ , 构造节点函数  $F_o(\mathbf{p}) = l_o^{-3} F[(\mathbf{p} - \mathbf{p}_{rmOcenter})/l_o]$ 。从而构造出  $\vec{V}(\mathbf{q}) = \sum_{\mathbf{p}} \sum_{o \in NL(\mathbf{p})} \alpha_{op} F_o(\mathbf{q}) \mathbf{N}(\mathbf{p})$  其中  $NL(\mathbf{p})$  是  $\mathbf{p}$  的最近格子 (Nearest Lattice) 的格点,  $\alpha_{op}$  是插值系数, 具体可按 Marching Cubes 算法。

Marching Cubes 算法求解每个体素的等值面。如图4.3  $\mathbb{R}^3$  中体素有 8 个顶点, 顶点与其所在物体内外的关系共有 15 种情况, 在体素穿过物体时会有一个截面是物体表面, 以平面多边形简化构建, 多边形顶点为体素某条边上两顶点之间差值构造, 如常用线性构造、三次构造等。泊松方程构建完成后, 求解可按  $L_2$  投影法<sup>[179,180]</sup> 转化为

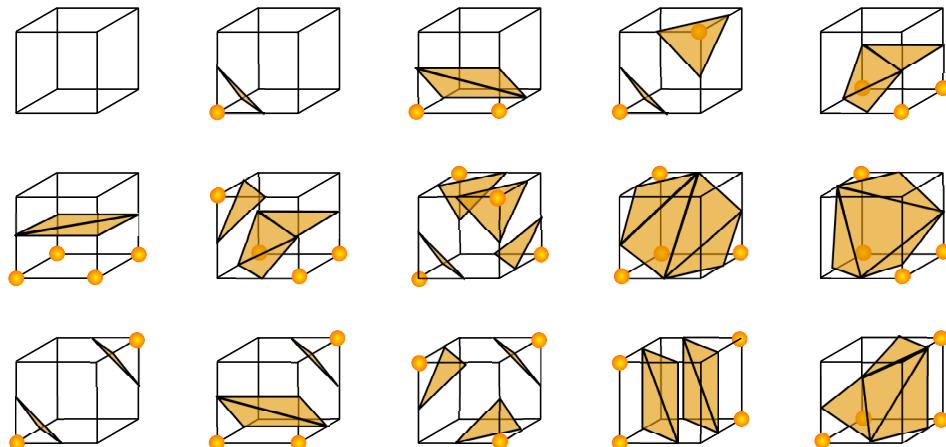


图 4.3 Marching Cubes 插值可能情况<sup>[178]</sup>

最小二乘问题求解。图2.17所示的 bunny 即为泊松表面重建的结果。类似的对车辆表面重建, 得到如图4.4所示的结果。



图 4.4 车辆点云泊松表面重建

## 4.2 数码迷彩色块格点坐标求解方法

由于喷涂模型所需要的色块是曲面正方形，即每一个小的数码迷彩色块，沿着车辆表面度量边长相等。所得到的车辆喷涂区域点云中的点与色块的格点并不完全对应，因此需要利用分割完成的每个喷涂区域中的点云数据，求解相对应的数码迷彩色块格点坐标。由于我们考虑的对象是点云所在的曲面，因此需要限制点及点间关系在点云所在曲面自身构成的空间，如果将点云作为欧式空间的一部分，利用欧氏距离并不能有效表示点之间的相对位置关系。因此为了实现曲面上点间距离的计算，需要对点云中点之间的距离进行重新定义，即需要构造曲面度规。

数码迷彩图案从喷涂过程和涂装效果来看，每个团块都是水平和竖直的。因此在完成点集度规构造后，从一个初始的点作为一个团块的格点开始，求解团块的对角线上的格点时，需要按照沿着尽量水平与竖直的方向，移动一个团块边长的距离，得到团块的格点坐标。因此，需要定义在点云所在的曲面表面沿某一给定方向的距离度量。由于迷彩团块边长是固定值，因此实际是需要在曲面表面，寻找一条曲线，使得曲线的长度为团块边长，曲线在给定方向上的投影长度最大。问题可进一步转化为，给定曲面上一点和该点处的一个方向向量，由该方向向量和该点的曲面法向量所张成的平面，与曲面相交得到一条曲线，沿着该曲线度量一个团块边长即得到下一个迷彩团块格点坐标。从而该问题转化为求解曲面上沿某一曲线的距离度量问题。在求解时最简单的方法是将该曲线离散成一系列点，利用曲面测地线连接这一系列点从而构造出给定长度曲线。

首先基于微分几何中曲面论相关知识，研究了所需要的距离度量的一般构造方法。从张量及其关键运算的定义入手，分析了度规及曲面的表示方法，进而利用曲面

论相关公式求解测地线方程组，实现在曲面上从某点出发沿指定方向进行距离的度量。

如果利用扫描得到的点云数据，构造参数化曲面，进而利用微分几何知识求解曲面表面的格点，首先所得到的格点求解算法只针对所选用的特定形式的参数化曲面有效，如果换用其他的参数化曲面构造方法，需要对格点求解方法进行重新推演，从而算法的通用性较低。同时，采用由点云到曲面，再从曲面求解曲线，进而求解格点，整个流程经过了从点到面再回到点的过程，算法复杂度较高，同时测地线微分方程求解时采用迭代法，运算量较大。

因此，本章提出基于点云线性插值的数码迷彩团块格点坐标求解方法。所提出的方法，直接利用喷涂区域的点云数据，进行线性插值得到格点坐标，算法简单直接，运算量小且保证了足够的格点坐标精度。完成格点坐标值求解后，完成喷涂区域点云边界与相应喷涂图案边界对应，进而基于纹理映射的原理，将数码团块格点坐标值与相应的颜色信息进行融合，从而完成车辆数码迷彩喷涂模型重构。

#### 4.2.1 一般曲面度规构造与测地线求解方法

基于微分几何中经典曲面理论的研究，详细分析了一般曲面度规构造方法与测地线方程。经过理论分析发现，从点云构造曲面，继而计算测地线以求解迷彩团块格点的方法，算法处理流程较长，计算复杂度高，因而在里只对其基本实现原理进行研究。

## (1) 一般度规构造

① 矢量空间 (vector space) 集合  $\mathbf{A}$  中构造加法  $\mathbf{A} \times \mathbf{A} \rightarrow \mathbf{A}$  和数乘  $\mathbb{R} \times \mathbf{A} \rightarrow \mathbf{A}$  且满足公式4.4, 则称集合  $\mathbf{A}$  是矢量空间。

- $$\begin{aligned}
 (a) \quad & \mathbf{v}_1 + \mathbf{v}_2 = \mathbf{v}_2 + \mathbf{v}_1, \forall \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \in \mathbf{V}; \\
 (b) \quad & (\mathbf{v}_1 + \mathbf{v}_2) + \mathbf{v}_3 = \mathbf{v}_1 + (\mathbf{v}_2 + \mathbf{v}_3), \forall \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3 \in \mathbf{V}; \\
 (c) \quad & \exists \mathbf{0} \in \mathbf{V}, \mathbf{0} + \mathbf{v} = \mathbf{v}, \forall \mathbf{v} \in \mathbf{V}; \\
 (d) \quad & \alpha_1 (\alpha_2 \mathbf{v}) = (\alpha_1 \alpha_2) \mathbf{v}, \forall \mathbf{v} \in \mathbf{V}, \alpha_1, \alpha_2 \in \mathbb{R}; \\
 (e) \quad & (\alpha_1 + \alpha_2) \mathbf{v} = \alpha_1 \mathbf{v} + \alpha_2 \mathbf{v}, \forall \mathbf{v} \in \mathbf{V}, \alpha_1, \alpha_2 \in \mathbb{R}; \\
 (f) \quad & \alpha (\mathbf{v}_1 + \mathbf{v}_2) = \alpha \mathbf{v}_1 + \alpha \mathbf{v}_2, \forall \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \in \mathbf{V}, \alpha \in \mathbb{R}; \\
 (g) \quad & \exists \mathbf{1} \in \mathbf{V}, \mathbf{1} \cdot \mathbf{v} = \mathbf{v}, \forall \mathbf{v} \in \mathbf{V};
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

即矢量空间对于加法可交换、可结合、存在零元, 对于乘法可结合、存在单位元, 加法和乘法的分配率。

② 对偶空间 (dual space)  $\mathbb{R}$  上有限维矢量空间  $\mathbf{V}$  上的线性映射  $\omega : \mathbf{V} \rightarrow \mathbb{R}$ , 称为  $\mathbf{V}$  上的对偶矢量,  $\mathbf{V}$  上所有对偶矢量的集合称为  $\mathbf{V}$  的对偶空间, 记为  $\mathbf{V}^*$

③ 张量 (tensor) 矢量空间  $\mathbf{V}$  上的  $(k, l)$  型张量是多重线性映射,

$$\mathbf{T} : \underbrace{\mathbf{V}^* \times \cdots \times \mathbf{V}^*}_{k \text{ vectors}} \times \underbrace{\mathbf{V} \times \cdots \times \mathbf{V}}_{l \text{ vectors}} \rightarrow \mathbb{R} \tag{4.5}$$

$\mathbf{V}$  上所有  $(k, l)$  型张量的全体记为  $\mathcal{T}_V(k, l)$ 。

④ 张量积 (tensor product) 按公式4.6构造的一种张量运算。

$$\begin{aligned}
 & \mathbf{T} \otimes \mathbf{T}' \left( \omega^1, \dots, \omega^k, \omega^{k+1}, \dots, \omega^{k+k'}; v_1, \dots, v_l, v_{l+1}, \dots, v_{l+l'} \right) \\
 & := \mathbf{T} \left( \omega^1, \dots, \omega^k; v_1, \dots, v_l \right) \mathbf{T}' \left( \omega^{k+1}, \dots, \omega^{k+k'}; v_{l+1}, \dots, v_{l+l'} \right)
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

⑤ 缩并 (contraction) 常用于表达与基底无关的性质,  $\mathbf{T} \in \mathcal{T}_V(k, l)$  的第 i 上标和第 j 下标 ( $i \leq k, j \leq l$ ) 的缩并定义为:  $C_j^i T := T(\dots, e^{\mu*}, \dots; \dots, e_\mu, \dots) \in \mathcal{T}_V(k-1, l-1)$ , 其中需要对  $\mu$  求和。

⑥ 度规 (metric) 矢量空间  $\mathbf{V}$  上对称、非退化的 (0,2) 型张量。对称性是  $g(v, u) = g(u, v), \forall v, u \in \mathbf{V}$ , 非退化指  $g(v, u) = 0, \forall u \in \mathbf{V} \Rightarrow v = 0 \in \mathbf{V}$ 。

$v \in \mathbf{V}$  的长度 (length) 或大小 (magnitude) 定义为  $|v| := \sqrt{|g(v, v)|}$ 。

对于  $C^1$  曲线  $C(t) \subset \mathbf{M}$ , 定义线长  $l := \int \sqrt{|g(\mathbf{T}, \mathbf{T})|} dt$ , 其中  $\mathbf{T}$  是  $C(t)$  切矢,  $\mathbf{T} = \partial/\partial t$ 。更常用的线元 (line element) 写成分量的形式为  $ds^2 = g_{\mu\nu} dx^\mu dx^\nu$ 。

⑦ 曲面的第一基本形式 度规是空间的特性, 将曲面视作独立的空间, 利用曲面度规可以构造与空间基底选择无关的曲面的形式表达。如对于有参数化  $\mathbf{r}(u, v)$  的曲面  $S \in \mathbb{R}$ , 有切线  $d\mathbf{r} = \mathbf{r}_u \cdot du + \mathbf{r}_v \cdot dv$ , 则弧长为

$$\begin{aligned} s &= \int |d\mathbf{r}| \\ &= \int \sqrt{\mathbf{r}_u \cdot \mathbf{r}_u \cdot du^2 + 2\mathbf{r}_u \cdot \mathbf{r}_v \cdot dudv + \mathbf{r}_v \cdot \mathbf{r}_v \cdot dv^2} \\ &= \int \sqrt{Edu^2 + 2Fdudv + Gdv^2} \end{aligned} \quad (4.7)$$

记  $ds^2 = Edu^2 + 2Fdudv + Gdv^2$ , 此即曲面 S 的第一基本形式, 通常也记为  $I = \mathbf{r} \cdot \mathbf{r}$ 。

## (2) 一般测地线方程组

本节讨论限于  $\mathbb{R}^3$ , 默认按 Einstein 求和约定。测地线方程组按公式4.8计算。

$$\begin{cases} \frac{d^2u^1}{ds^2} = \Gamma_{\alpha\beta}^1 \frac{du^\alpha}{ds} \frac{du^\beta}{ds} = 0 \\ \frac{d^2u^2}{ds^2} = \Gamma_{\alpha\beta}^2 \frac{du^\alpha}{ds} \frac{du^\beta}{ds} = 0 \end{cases} \quad (4.8)$$

其中  $\Gamma_{\alpha\beta}^\gamma$  是研究曲面上自然标价变化规律时引入 Christoffel 符号, 由曲面第一基本形式的系数和一阶导数组成<sup>[181]</sup>, 可由公式4.9计算。

$$\Gamma_{\alpha\beta}^\gamma = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial g_{\alpha\xi}}{\partial u^\beta} + \frac{\partial g_{\beta\xi}}{\partial u^\alpha} - \frac{\partial g_{\alpha\beta}}{\partial u^\xi} \right) \quad (4.9)$$

对于弧长  $s$  参数化的曲面  $S : \mathbf{r} = \mathbf{r}(u^1(s), u^2(s))$ , Christoffel 符号可按公式4.10计

算。

$$\begin{aligned}
 \Gamma_{11}^1 &= \frac{1}{EG - F^2} \left( \frac{G}{2} \frac{\partial E}{\partial u} + \frac{F}{2} \frac{\partial E}{\partial v} - F \frac{\partial F}{\partial u} \right) \\
 \Gamma_{12}^1 = \Gamma_{21}^1 &= \frac{1}{EG - F^2} \left( \frac{G}{2} \frac{\partial E}{\partial v} - \frac{F}{2} \frac{\partial G}{\partial u} \right) \\
 \Gamma_{11}^2 &= \frac{1}{EG - F^2} \left( -\frac{F}{2} \frac{\partial E}{\partial u} - \frac{E}{2} \frac{\partial E}{\partial v} + E \frac{\partial F}{\partial u} \right) \\
 \Gamma_{22}^1 &= \frac{1}{EG - F^2} \left( -\frac{G}{2} \frac{\partial G}{\partial u} - \frac{F}{2} \frac{\partial G}{\partial v} + G \frac{\partial F}{\partial v} \right) \\
 \Gamma_{12}^2 = \Gamma_{21}^2 &= \frac{1}{EG - F^2} \left( -\frac{F}{2} \frac{\partial E}{\partial v} + \frac{E}{2} \frac{\partial G}{\partial u} \right) \\
 \Gamma_{22}^2 &= \frac{1}{EG - F^2} \left( \frac{F}{2} \frac{\partial G}{\partial u} + \frac{E}{2} \frac{\partial G}{\partial v} - F \frac{\partial F}{\partial V} \right)
 \end{aligned} \tag{4.10}$$

基于参数曲面求解测地线微分方程常用的方法，主要有一阶欧拉法<sup>[182]</sup>，如、测地龙格-库塔法、四阶法等，计算较为复杂，如四阶法每步迭代要至少估计 6 个 Christoffel 符号中的 4 个。

#### 4.2.2 基于点云线性插值的迷彩团块格点坐标计算方法

通常曲面  $S$  上的离散度规  $d : S \times S \rightarrow \mathbb{R}$  需满足  $d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_k) + d(\mathbf{p}_j, \mathbf{p}_k) > d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j)$ ，其中  $\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j, \mathbf{p}_k \in S$ 。记  $d_{ij} = d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j)$ ，按欧式空间中对  $\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j, \mathbf{p}_k$  组成的三角形中有  $\cos \theta_i = (-d_{jk} + d_{ij} + d_{ik}) / (2d_{ij}d_{ik})$ 。记三角形内点  $\mathbf{p}_\alpha$  与点  $\mathbf{p}_j, \mathbf{p}_k$  组成的三角形中， $\mathbf{p}_\alpha$  处角度为  $\theta_{\alpha i}$ ，可定义离散曲率  $K = \theta_{\text{ref}} - \sum_{\beta=\{i,j,k\}} \theta_{\alpha\beta}$ ，其中对于边界网格  $\theta_{\text{ref}} = \pi$ ，对于非边界网格有  $\theta_{\text{ref}} = 2\pi$ 。

针对迷彩图案划分时的数码迷彩团块格点求解，提出基于点云线性差值方法计算格点坐标。给定一个迷彩团块格点坐标为初始点，同时给定一指定方向为团块一条边的延伸方向，通过线性插值不断添加新的点，进行迭代不断延伸求解团块边界上的点，进而利用一系列边界点构造出团块的一条边界曲线。对于一个团块边界构造过程中的每次步迭代，首先在点云数据中寻找两个点，使得从当前计算的最远边界点，与点云数据中的这两个点所构成的两个向量，是与给定的边界延伸方向夹角最小的两个向量。将边界延伸方向向量投影到这两个向量所在的平面，得到边界方向投影向量，将点云数据中的这两个点的连线与边界方向投影向量的交点，作为新的延伸的边界点。每一次生成新的边界点检查边界长度是否达到团块边长，最终得到指定边长的图

案边界曲线，并且得到迷彩团块格点。具体实现如算法4.1所示。

---

**算法 4.1:** 基于点云线性插值的迷彩团块格点坐标计算方法
 

---

**Input:** given point set  $P$ , the source point  $p$ , direction  $v$ , search radius  $r$ , maximum step  $s_{\max}$ , the option to select the direction as global or local

**Output:** geodesic control point list  $G = \{g_i\}$ , direction list  $V = \{v_i\}$

- 1 Initialization:  $g_0 \leftarrow p, v_0 \leftarrow v / \|v\|, C \leftarrow P$ , triangle lists  $A, B, i \leftarrow 0$ , bool controller global  $\leftarrow$  True or False;
- 2 **while**  $i < s_{\max}$  **do**
- 3   | calculate 3dtree of  $C$ ;
- 4   |  $Q \leftarrow$  the collection of the points  $p_j$ , which are the neighbours of  $g_i$ , and  $\|p_j - g_i\| \leq r, (p_j - g_i) \cdot v_i > 0$ , note the number of points in  $Q$  as  $k$ ;
- 5   | **if**  $Q$  equals to  $\emptyset$  **then**
- 6     | | **return**  $G, V$ ;
- 7     | **end**
- 8   | **for**  $j \leftarrow 1$  **to**  $k$  **do**
- 9     | |  $c_j \leftarrow (q_j - g_i) \cdot v_i$ ;
- 10   | **end**
- 11   |  $q_\alpha, q_\beta \leftarrow$  two points with the biggest  $c$ ;
- 12   |  $A_i \leftarrow q_\alpha, B_i \leftarrow q_\beta$ ;
- 13   |  $q_\gamma(t) = t(q_\alpha - g_i) + (1 - t)(q_\beta - g_i)$ ;
- 14   | solve  $\min_t \frac{q_\gamma(t) \cdot v_i}{\|q_\gamma(t)\| \cdot \|v_i\|}$ , with  $t_{\min}$ ;
- 15   |  $g_{i+1} \leftarrow q_\gamma(t_{\min})$ ;
- 16   |  $P \leftarrow P \cup g_{i+1}$ ;
- 17   |  $v_{i+1} \leftarrow v_i$ ;
- 18   | **if** global is False and  $i > 1$  **then**
- 19     | |  $n_i := \frac{(A_i - g_i) \times (B_i - g_i)}{\|(A_i - g_i) \times (B_i - g_i)\|}$ ,
- 20     | |  $v_{i+1} \leftarrow v_i + n_i - n_{i-1}$ ;
- 21   | **end**
- 22   |  $s \leftarrow s + 1$ ;
- 23 **end**

---

### 4.3 基于纹理映射的数码迷彩团块颜色信息融合方法

在计算得到喷涂区域中每个迷彩团块的格点坐标后，为了实现表面模型的喷涂图案划分，需要进一步对每个格点坐标值赋予相应的颜色信息。提出基于纹理映射的数码迷彩团块颜色信息融合方法，可以实现对任意迷彩图案的融合，算法通用性强。

### 4.3.1 喷涂区域点云边界与喷涂图案边界对齐方法

基本思想是首先在三维曲面上构建边界曲线，如可采用部分点的差值或拟合并进行测点参数化，常用的参数化有累积弦长参数化、Foley 参数化、等距参数化、向心参数化等方法。参数化是指本身为  $\mathbb{R}^n$  维度的曲面与  $\mathbb{R}^n$  维度的平面之间光滑双射的构造过程，如将背景空间为任意维度中的二维曲面中的点云，建立与二维平面中的点的一一映射关系，即得到曲面的一种参数化表示。对于参数化的曲面，构造另外一种映射关系时，称为曲面的重参数化。将构造的曲面边界投影到二维平面网格边界，并对二维平面网格进行网格划分。利用二维网格间的拓扑关系构造三维拓扑关系。基于曲面重参数化构造的实现方法主要有调和映射算法、Hodge 分解算法、Ricci FFlow 算法等。

其中求解曲线的空间曲面投影是方法的关键点。基本思想是求解从曲线  $S$  上的点  $p$  出发，沿着给定的投影方向  $n$  的射线与曲面  $C$  的交点。直线与参数化曲面交点计算方法多是基于网格细分的方法是在曲面网格上逐步逼近直线。这里主要研究直线与离散三角面片交点计算方法。

空间离散化后三角面片按每个子空间分组，计算直线所经过的子空间，对经过的区域中的每个空间三角形进行交点求解。对于直线  $l : p_l = p_{lo} + k n_l$  和逆时针排列的点  $\{p_a, p_b, p_c\}$  构成的三角形，并记  $c = p_b - p_a, b = p_a - p_c$ 。对于三角形所在平面  $S : p_\Delta \cdot n_\Delta = C$ ，联立易有交点  $p_\Omega$  处  $k = [(p_a - p_{lo} \cdot n_\Delta)] / (n_l \cdot n_\Delta)$ 。 $p_\Omega$  在三角形重心坐标系中表示成  $p_\Omega = (1 - \lambda_2 - \lambda_3)p_a + \lambda_2 p_b + \lambda_3 p_c$ ，易有  $\lambda_2 c - \lambda_3 b = p_\Omega - p_a$ ，可按分量求解，或按公式4.11向量求解。对于三角形内的点有  $\lambda_2, \lambda_3 \in [0, 1]$ 。

$$\lambda_2 = \frac{\mathbf{b} \cdot [\mathbf{n}_l \times (\mathbf{p}_{lo} - \mathbf{p}_a)]}{\mathbf{n}_l \cdot (\mathbf{c} - \mathbf{b})}; \lambda_3 = \frac{\mathbf{c} \cdot [\mathbf{n}_l \times (\mathbf{p}_{lo} - \mathbf{p}_a)]}{\mathbf{n}_l \cdot (\mathbf{c} - \mathbf{b})} \quad (4.11)$$

### 4.3.2 基于纹理映射的数码迷彩团块颜色信息融合方法

首先对喷涂二维图案图像进行处理，对每个喷涂区域只保留边界曲线和子区域图案边界曲线。对每个喷涂区域的二维图像进行预处理，保证每个区域只含有四种喷涂颜色。

实现纹理贴图，可以将图像映射到三维点云构造的曲面上，主要是基于曲面边界点、角点等控制点进行图案的放缩，保证放缩后每个像素代表所需要的喷涂迷彩色块

最小尺寸。基于二维图像的区域生长实现每个子区域的颜色信息填充，并与每个像素所对应的三维点云的坐标信息进行融合，最终得到基于纹理贴图的喷涂模型。

提出基于纹理映射的数码迷彩图案颜色信息融合方法，以简化数码迷彩喷涂模型的构造过程。首先将分割后的区域点云，利用所提出的数码迷彩团块格点求解方法，计算区域点云中所对应的迷彩团块格点坐标；将所有格点坐标投影到主要观察方向上，建立投影后的二维格点坐标边界点与数码迷彩喷涂图案边界之间的映射关系；进而再在喷涂图案中查找相应坐标下的颜色信息，并融合到数码迷彩团块格点坐标中，完成数码迷彩喷涂模型重构。其中的主要观察方向，指的是喷涂区域所对应的 CAD 模型中，能观察到喷涂区域面积最大的投影视图方向，通常该方向也是前期进行数码迷彩图案设计的参考方向。

在上一章节完成了车辆点云模型的区域分割与车辆点云与数据库的匹配，根据匹配的结果对区域分割后的车辆点云模型进行再一次处理。以车辆左侧部分点云为例，根据点云库中预置的信息，对章节3.3.3中的分割模型进行进一步处理，得到如图4.5-a所示的再处理结果。将其中子图 a 中的下面两个点集进行合并处理，得到如子图 b 所示的点集。对子图 b 进行重新参数化，在这里设置重新参数化的点集间距为 15 mm，结果如子图 c 所示。利用最终得到的点云数据，结合相应喷涂区域的迷彩图案，可进一步得到点云中每个点所对应的颜色信息，从而完成表面喷涂模型构造。利用车辆某个喷涂区域，所重构的车辆表面数码迷彩喷涂模型如图5.10所示。

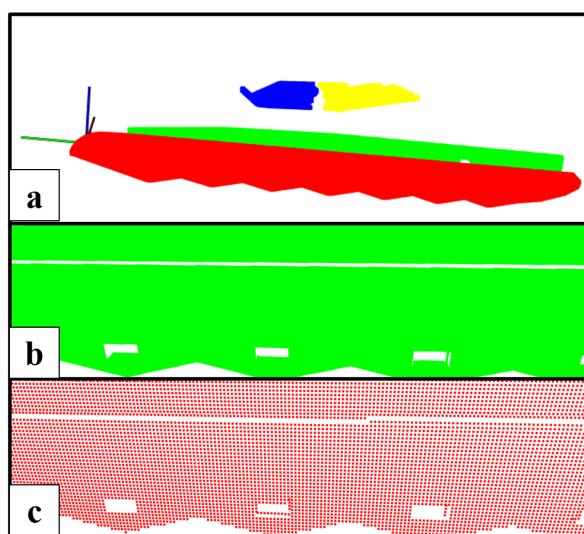


图 4.5 点云重参数化

## 本章小结

本章针对基于扫描点云数据的车辆表面模型重构问题，利用 Poisson 重建算法实现车辆表面模型重建。针对表面喷涂模型重构问题，利用所提出基于点云线性插值的迷彩团块格点坐标计算方法，结合纹理映射原理，实现了表面喷涂模型重构方法，并对所提出的方法进行喷涂模型构造过程仿真验证。

## 第 5 章 车辆数码迷彩喷涂模型重构方法验证仿真实验

为了验证所提出喷涂模型重构方法的可行性，本章开展算法仿真验证。方法验证的仿真实验主要包括车辆数据库构建过程、车辆表面点云数据扫描过程以及数码迷彩喷涂图案重构过程。针对数据库构建过程，选择 T99A 等三种车辆模型，基于对车辆表面喷涂区域、数码迷彩图案等的分析，提取车辆表面区域点云数据，并计算相应特征，完成车辆数据库构建。

针对表面点云数据扫描过程，基于 2D 线激光传感器组成的激光光幕扫描方法，对车辆进行扫描，将获得的扫描点云合并得到扫描车辆点云模型。如果基于 3D 面激光传感器的局部视野拼接扫描方法，首先利用 NBV 视点优化方法得到数据库中每种车辆的相机视点序列，进而对待扫描车辆进行局部扫描得到初始帧点云数据，利用初始帧点云计算点云 FPFH 特征并与数据库中各类车辆的对应局部点云的 FPFH 特征匹配，确定待扫描车辆类型，进而根据对相应车辆类型所做的试点规划方法进行车辆扫描，将局部视野拼接得到车辆整体扫描点云模型。

针对数码迷彩喷涂图案重构过程，将聚类后的喷涂区域点云作为研究对象，基于点云线性插值计算迷彩团块格点坐标，构造格点坐标边界与喷涂图案边界之间的对应关系，进而基于纹理映射的原理，将数码迷彩团块颜色信息与位置信息进行融合，实现车辆表面数码迷彩喷涂模型重构。

车辆数码迷彩喷涂模型重构方法验证仿真实验流程如图 5.1 所示。主要包括车辆数据库构造、车辆表面点云扫描和喷涂模型生成三个部分。由于本文前面各章节已经详细研究了具体的算法细节，在本章重点介绍关键的步骤处理方法与结果。相关算法的实现以 C++ 为主实现<sup>[183]</sup>。主要运用 PCL(Point Cloud Library) 库文件进行点云数据的处理，运用 openCV 库文件进行迷彩图案图像文件的处理。利用 Blensor 和 python 脚本实现仿真点云数据自动化采集，利用 Inkscape 处理喷涂区域数码迷彩图案图片。其中对于 Blensor 的仿真精度，对设置的理想平面进行扫描实验，确定其仿真扫描精度优于  $10^{-6}$ 。

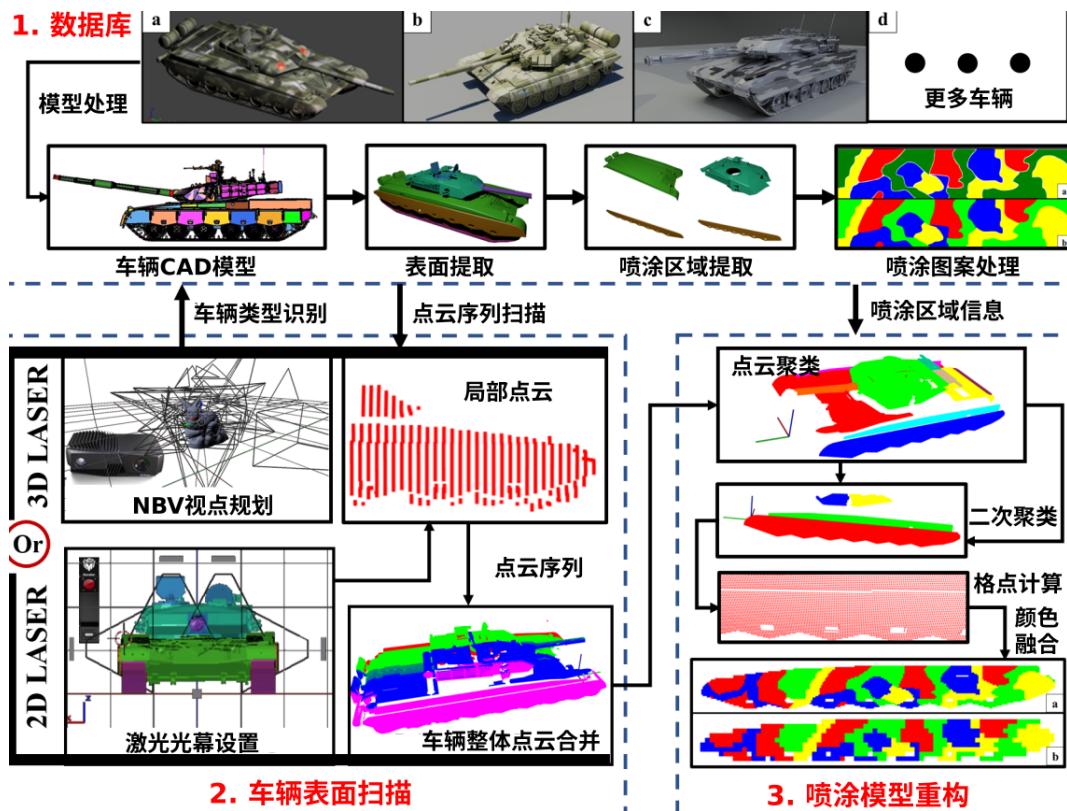


图 5.1 车辆数码迷彩喷涂模型重构方法验证仿真实验流程图

## 5.1 车辆数据库构建过程

每一种车辆在数据库中应该包含基础信息、模型信息与数据信息三类数据。其中基础信息主要包括车辆名称、基本外形尺寸、喷涂注意事项等基础性的信息。模型信息主要包括各种模型的存放位置，如 CAD 模型、简化的表面模型、理想的点云模型、扫描得到的点云模型、各个喷涂区域的喷涂图案等信息。数据信息主要包括与处理算法相关联的各种参数，如点云采集时的采集频率、聚类时用到的各种阈值、各个喷涂区域的重心坐标、车辆表面模型的关键特征点等信息。

### (1) 车辆表面模型提取

首先对车辆模型进行分析。车辆 CAD 装配体模型如图 5.2 所示，由于零件较多，首先在 HyperMesh 中提取表面模型，基本思想是将多个零件的细小的表面合并成一个大的表面，简化后续分析与处理过程。

首先在进行模型简化时，需要考虑所需要的特征尺度与采样点密度之间的关系。在车辆表面扫描时，最终所生成的表面喷涂模型为边长 100 mm 的正方形，为保证模型精细程度，需要设置足够密的采样点间距；同时采样点密度不宜过大，以保证足够



图 5.2 车辆 CAD 模型

的效率。考虑到实际喷涂的过程，将车辆表面特征尺度在 5 mm 以内的特征进行简化，所提取的车辆整体表面模型如图 5.3-a 所示。

在简化模型时，也考虑了概率特征。在这里概率特征指的是有可能出现的干扰。如图 5.3-b 中，在基座的后面（图中左侧的两个圆柱所示）增加了两个可能出现的油桶；又如在图 5.3-c 中，炮塔两侧的防护网不对应喷涂图案，但是如果是防护挡板则对应喷涂图案，因此在这里修改相应部分的模型为栅格挡板，在扫描点云时可以获得点云密度较小的数据，方便后续进行相应的区别处理。

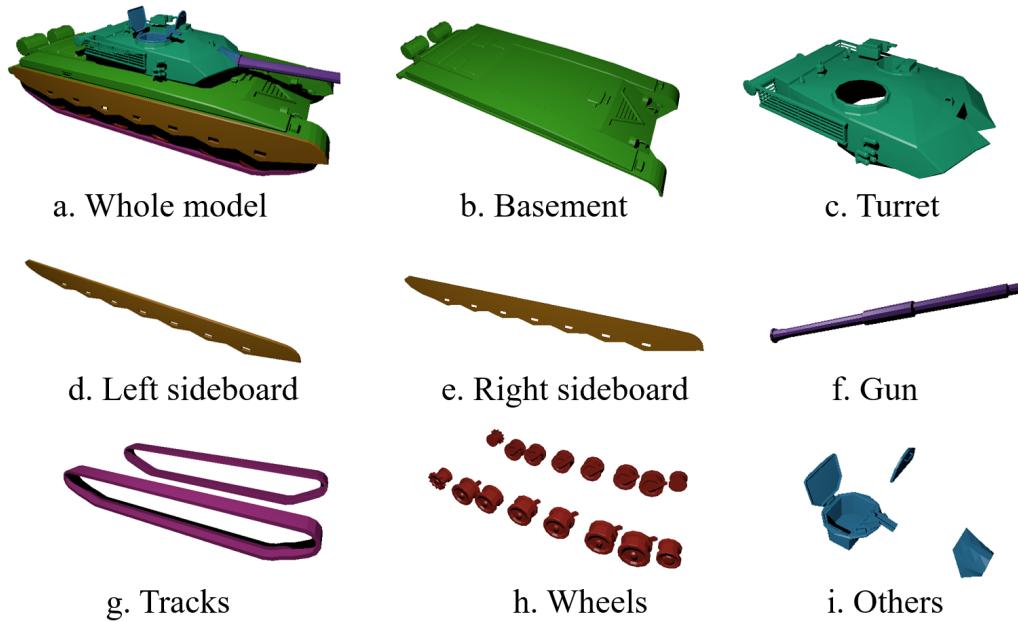


图 5.3 车辆 CAD 模型

同时还需要考虑采样点分布与特征分布的关系。因为主要的喷涂区域为基座、炮塔及两侧挡板，因此采样点的分布应该主要覆盖这些部位。同时，由于基座上表面基本上为一个较大的平面，特征较为简单，因此可以适当减小采样点密度，同时如果有

部分点云的缺失也不影响基座上表面的喷涂模型重建。由于车辆表面基本上是简单的几何形状，同时喷涂区域基本都为平面区域，因此本文以边界较为复杂的侧面挡板（具体如选取左侧挡板）部位的喷涂图案模型构建过程为例，验证所提出的表面喷涂模型构建方法。

根据上述分析流程，以车辆 T99A 为例，将提取的车辆整体表面模型根据组成部分分成基座、炮塔、两侧挡板、炮管、履带、车轮、活动部件等 8 个部分，如图 5.3 所示。其中本文针对其中喷涂区域较大且区域外轮廓较为复杂的侧面挡板为例，验证所提出表面喷涂模型构建方法的可行性。

## （2）车辆喷涂图案构造

车辆表面采用四色填充。在 Inkscape 软件中绘制每一喷涂区域的喷涂图案，如图 5.4-a 所示。相邻色块之间用别的颜色绘制以显示边界。所获得的图像像素为  $2218 \times 333$ 。将边界处的像素颜色设置为距离最近的团块的颜色，同时对四种喷涂颜色进行调整，得到如图 5.4-b 所示的区域喷涂图案。

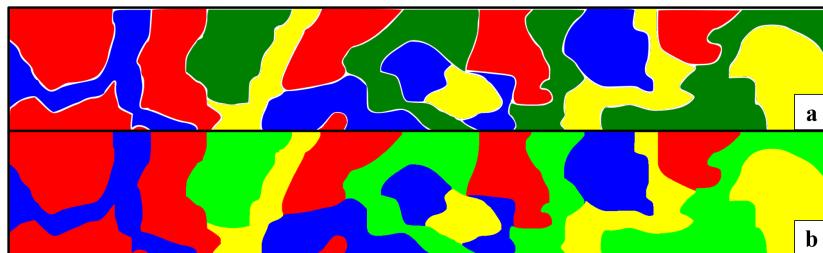


图 5.4 车辆表面模型简化与分解

## 5.2 基于线激光光幕的车辆扫描与点云模型生成

① 线激光光幕设置 相机参数设置和所选相机参数一致，主要包括扇形张角设置为 55 度，检测范围设置在 [390, 2125]mm，对于半径外的点在点云处理时截断，角度分辨率按相机分辨率为 1920。根据所测量车辆数据库中，最大的外包盒尺寸为长 10 m，宽 4 m，高 3.5 m，设计 4 个线激光传感器构成光幕，如图 5.5-a 所示。子图 b、c、d 分别为不同视角下的效果图，根据设计的相机位置和姿态，保证能够实现对模型的关键特征的完全覆盖。

② 点云扫描过程 传感器每次扫描的点云原始坐标系都是以扫描的传感器为基准，结合扫描时的传感器位置和姿态，进行坐标变换后，得到车辆整体的扫描点云

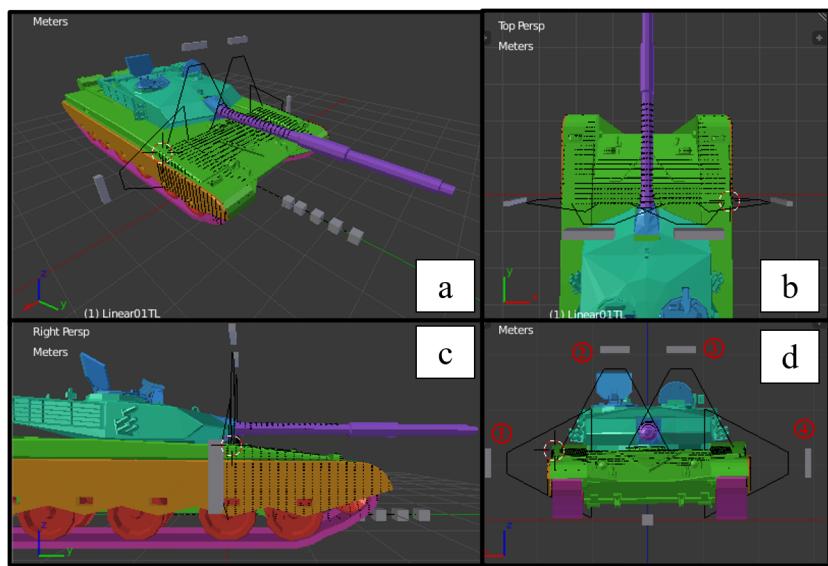


图 5.5 传感器设置示意图

数据，如图5.6所示。其中采用线激光传感器扫描时，y坐标根据帧数和车辆速度等信息进行赋值，从而得到每个点的三维坐标信息，通过循环读取将每个传感器采集到的数据存放在有序点云中。处理时保持点云的有序性，从而方便后续处理时转换成深度图，利用图像处理来做，虽然为了保证算法的通用性，后续的处理是基于散乱点云。

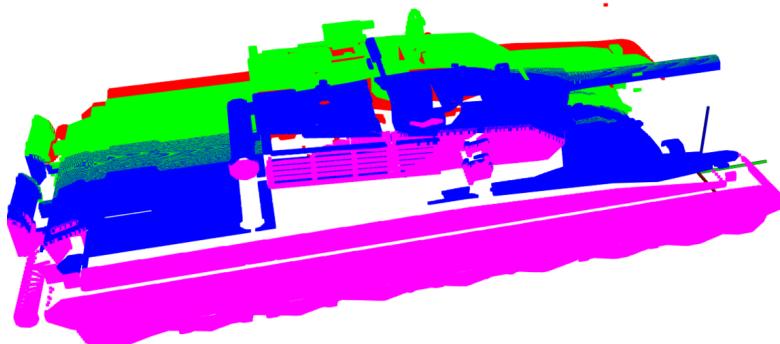


图 5.6 车辆扫描点云模型

③ 点云预处理过程 在这里主要是去除无意义的坐标点，同时对点云进行体素滤波，以减小处理的数据量。滤波后的点云如图5.7所示。

### 5.3 车辆表面喷涂模型构造

① 基于 FPFH 特征与 ICP 算法的车辆类型识别与配准 将滤波后的车辆点云模型与数据库中的点云模型进行匹配，获得所扫描车辆的类型等信息。详细过程见章

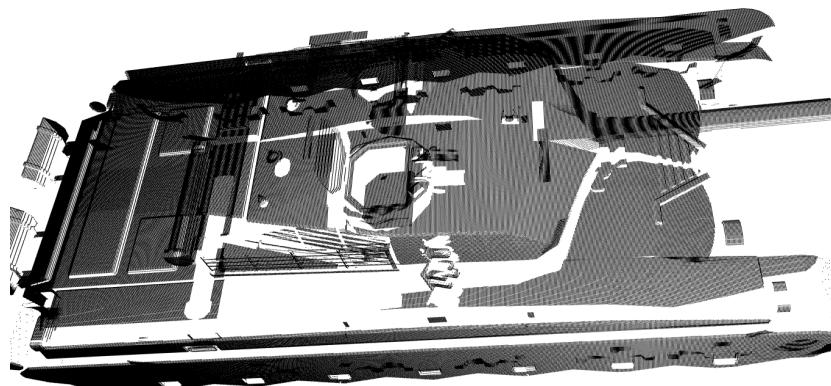


图 5.7 滤波后的点云模型

节3.3.3。

② 基于区域生长算法的点云喷涂区域聚类 对滤波后的点云进行聚类，这里用区域生长算法实现，获得的点集点数最多的 10 个类如图5.8-a 所示。结合在点云数据库中关键点的信息，对初步聚类的结果，进行分区域的再次聚类，使得每个点集只属于一个喷涂区域。如对于车辆左侧的点云，进行相应处理后得到如图5.8-b 所示结果。进而对点云进行合并，使得每个点集对于一个喷涂区域，得到如图5.8-c 所示结果。

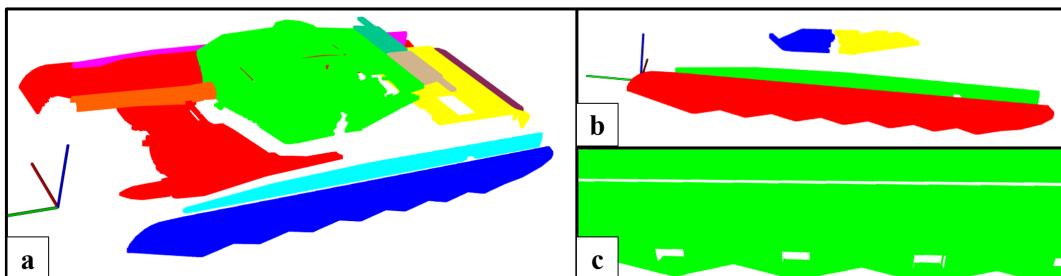


图 5.8 点云聚类模型

### ③ 喷涂区域数码迷彩团块格点坐标计算

对于所考虑的车辆侧面的喷涂区域，整体为较平坦的平面区域，利用算法4.1计算数码迷彩团块格点坐标时，实际上可以直接利用对点云数据的重采样，获得所需要的迷彩团块格点坐标。如对区域右上角点和左下角点进行查找，构造矩形区域简化模型构建过程。其中右上角点是点云中  $x$  值频率最高且数值最小的点，左小角点是  $x$  值最大的点。可降低数据处理的维度，采用低维信息处理方法，提高处理效率。在获得平面的角点后，将点云区域重新采集成点间距离为 15 mm 的点云，得到如图5.9所示结果。

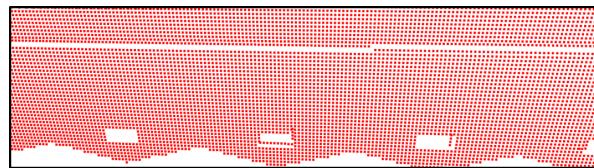


图 5.9 点云重采样效果展示（局部）

④ 数码迷彩团块颜色信息融合 首先建立重采样的点云所构成深度图与迷彩图案的角点对应关系，然后在重采样的点云中，从一个角点开始，寻找每个迷彩色块中心点所对应的迷彩图案的颜色信息，得到融合迷彩图案颜色信息的迷彩图案点云信息。为了简化计算，在这里点云深度图的构造，根据喷涂区域将点云投影到相应的视图中进行操作，最终得到团块中点坐标后再映射回去。最终所生成的迷彩图案如图5.10所示，其中图5.10-a 中每个迷彩块边长 30 mm，图5.10-b 中每个迷彩块边长 100 mm。

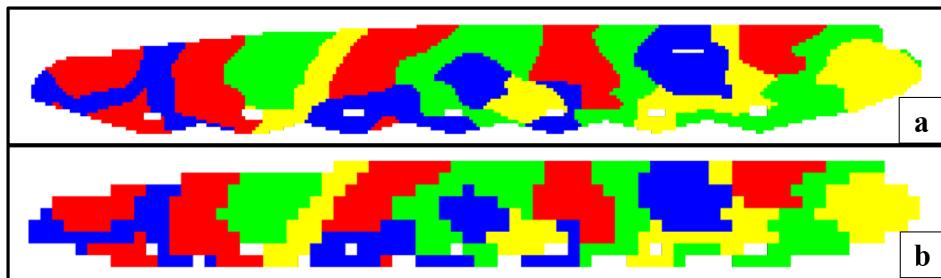


图 5.10 车辆表面数码迷彩喷涂模型

## 本章小结

本章完整实现了车辆表面喷涂区域模型的构造过程。具体上展示了利用所提出的构建方法，利用程序与编写的算法实现从车辆模型分析、喷涂图案预处理，到车辆表面点云数据扫描、扫描点云与数据库点云配准，再到车辆点云模型聚类、数码迷彩团块格点坐标计算，最终实现表面喷涂模型构造的全过程。验证了所提出方法的可行性。

## 结论

### 论文主要研究成果

本文提出车辆表面数码迷彩喷涂模型的构建方法。采用面激光传感器或线激光传感器进行了车辆表面点云数据扫描系统的设计，详细分析了所提出的扫描方案及其获得点云的效率和精度。对扫描得到的局部点云数据，提出相应的点云合成方法。对合成后的点云，采用 ICP 配准算法与点云数据库中的车辆数据进行配准，得到扫描车辆的类属信息。采用区域生长算法对车辆扫描点云进行点云聚类，得到每个喷涂区域所对应的点云数据，并对每个喷涂区域的点云进行重采样。结合数码迷彩喷涂图案，对喷涂区域点云进行迷彩块划分，并融合迷彩块的颜色信息。

### 论文主要创新点

#### ① 车辆数据库构建方法

提出包含车辆基础信息、车辆模型信息和车辆关键特征参数等在内的车辆数据库。对于每种车辆，基础信息包括车辆种类、总体尺寸、喷涂技术要求等；模型信息包括 CAD 实体模型、喷涂区域表面模型、理想点云模型、扫描点云模型、图案模型等；关键特征参数包括特征点、喷涂区域重心点、点云聚类等算法的关键参数等。

#### ② 基于 ICP 算法的车辆位姿配准技术

利用扫描点云模型（整体模型或部分模型），基于 ICP 配准算法与数据库中点云模型进行匹配，获得扫描车辆的种类，并实现扫描点云模型和车辆数据库中数据的坐标对齐，实现车辆在已有模型下的位置初定位，保障了后续模型扫描（基于面激光传感器）和喷涂区域分割的准确性。

#### ③ 基于激光传感器扫描的车辆点云模型构建技术

基于对车辆 CAD 模型和表面喷涂区域的分析，提出基于激光传感器的车辆点云模型扫描方法。对于线激光传感器扫描方案确定了传感器分布位姿与扫描策略；对于面激光传感器扫描方案，利用 NBV 视点优化计算方法规划扫描路径。将扫描得到的局部点云序列进行坐标变换得到车辆点云模型。

#### ④ 基于纹理映射的数码迷彩喷涂模型构建方法

利用区域生长算法，结合喷涂区域位置信息，对车辆扫描点云模型进行分割。将分割后的区域点云，利用坐标变换和点云重采样构造出区域规则点云。利用构造的度规和测地线求解算法，求解每个数码块中心点坐标。对齐喷涂区域图案模型和区域点云模型，融合数码块中心点坐标和颜色信息，得到数码迷彩喷涂模型。

## 建议与展望

局限于个人水平和研究时间，对相关方案、算法等还有很多可以改进的地方。

① 在车辆表面点云数据扫描部分，由于外界条件等原因，相关算法均为仿真实现，在实际扫描中可能会遇到其他没有考虑到的问题，需要结合实践经验进行算法调试与改进。

② 在点云数据库构建环节，目前提出点云数据库的构想，并且可通过 C++ 文件读取的形式实现，后续可结合 Mysql 等数据库，进一步对数据库信息与结构进行规范。

③ 在表面喷涂模型构建环节，目前所提出的方法，将所处理的每个喷涂区域视为平面多边形。将相关算法推广到一般的曲面，需要将每一个迷彩块的边界用离散的线段或者拟合的参数曲线表示。

④ 将本文的构建方法应用在整车的所有喷涂区域上，需要投入更多的时间和工作量，同时在将来现场调试过程中，可能会遇到一系列预想不到的问题。

## 参考文献

- [1] Sookman, Sarah. Matrox Helps Military Vehicles Get the Robotic Touch of Work [EB/OL]. (2008-07-01) [2020-01-14]. <https://www.techbriefs.com/component/content/article/tb/features/application-briefs/9823>.
- [2] 高振伟, 唐明坤, 杨国英. 一种方舱表面马赛克斑数码迷彩图案设置: 中国, CN102778176A [P]. 2011-05-11.
- [3] TECHNOLOGIES, ADVANCED. Smart camera assists robot that paints camouflage patterns of Work [EB/OL]. (2016-09-01) [2020-01-14]. <https://www.adv-tech.it/it/mercati-visione-industriale/automotive-3/smart-camera-che-pitturano-pattern-mimetici/>.
- [4] Akuta T, Negishi Y. Development of an automatic 3-D shape measuring system using a new auto-focusing method [J]. Measurement, 1991, 9 (3): 98–103.
- [5] 赵煦, 周克勤, 闫利, et al. 基于激光点云的大型文物景观三维重建方法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2008 (07): 684–687.
- [6] 张雷, 赵转萍, 王涛. 车体尺寸和几何量检测系统设计 [J]. 机械制造与自动化, 2014 (01): 39–43.
- [7] 张雷. 车体尺寸和几何量检测系统设计 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- [8] Will P M, Pennington K S. Grid coding A preprocessing technique for robot and machine vision [J]. Artificial Intelligence, 1971, 2 (3): 319–329.
- [9] Popplestone R J, Brown C M, Ambler A P, et al. Forming Models Of Plane-And-Cylinder Faced Bodies From Light Stripes [C]. In International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1975.
- [10] Agin G J, Binford T O. Computer Description of Curved Object [J]. IEEE Transactions on Computers, 1976, c-25 (4): 439–449.
- [11] Agin G J, Highnam P T. Movable Light-Stripe Sensor For Obtaining Three-Dimensional Coordinate Measurements [C]. In Robotics and Industrial Inspection, 1983: 326–333.
- [12] 文怀兴, 上燕燕, 李新博. 发动机叶片的反求设计和检测分析 [J]. 机械设计与制造, 2014 (7): 94–96.
- [13] 翟乃斌, 苏建, 刘玉梅, et al. 基于计算机视觉的汽车整车尺寸测量系统 [J]. 交通与计算机, 2006 (3): 22–26.
- [14] Soheilian B, Paparoditis N, Vallet B. Detection and 3D reconstruction of traffic signs from multiple view color images [J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2013, 77 (3): 1–20.

- [15] 蔡文, 吴黎明, 陈嘉源, et al. 机器视觉在车辆外廓尺寸检测中的技术研究 [J]. 电视技术, 2015 (07): 104–107.
- [16] 梁春疆. 基于机器视觉原理的车辆外廓尺寸在线测量系统 [D]. 天津: 天津大学, 2016.
- [17] 赵宏剑, 赵增强. 汽车车桥喷漆的机器人解决方案 [J]. 制造业自动化, 2009 (07): 54–57.
- [18] 艾琦. 车桥涂装线及机器人自动涂装改造设计 [D]. 山东: 齐鲁工业大学, 2015.
- [19] Tsai R Y. A VERSATILE CAMERA CALIBRATION TECHNIQUE FOR HIGH-ACCURACY 3D MACHINE VISION METROLOGY USING OFF-THE-SHELF TV CAMERAS AND LENSES [J]. Ieee Journal of Robotics and Automation, 1987, 3 (4): 323–344.
- [20] Zhang Z. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations [C]. In Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, 1999: 666–673.
- [21] De Ma S. A self-calibration technique for active vision systems [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1996, 12 (1): 114–120.
- [22] Faugeras O D, Luong Q-T, Maybank S J. Camera self-calibration: Theory and experiments [C]. In European conference on computer vision, 1992: 321–334.
- [23] Tsai R Y, Lenz R K, et al. A new technique for fully autonomous and efficient 3 D robotics hand/eye calibration [J]. IEEE Transactions on robotics and automation, 1989, 5 (3): 345–358.
- [24] Scott W R, Roth G, Rivest J-F. View planning with a registration constraint [C]. In Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001: 127–134.
- [25] 顾森. 思考的乐趣:Matrix67 数学笔记 [M]. 1st ed. 北京: 人民邮电出版社, 2012.
- [26] Scott W R, Roth G, Rivest J-F. View planning for automated three-dimensional object reconstruction and inspection [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2003, 35 (1): 64–96.
- [27] Tarbox G H, Gottschlich S N. Planning for complete sensor coverage in inspection [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61 (1): 84–111.
- [28] Koenderink J J, van Doorn A J. The internal representation of solid shape with respect to vision [J]. Biological cybernetics, 1979, 32 (4): 211–216.
- [29] 齐彤. 构造多面体透视投影 aspect graph [D]. 北京: 北京工业大学, 1995.
- [30] Plantinga H, Dyer C R. Visibility, occlusion, and the aspect graph [J]. International Journal of Computer Vision, 1990, 5 (2): 137–160.
- [31] Aggarwal A. The art gallery theorem: its variations, applications and algorithmic aspects [D]. Washington D. C.: The Johns Hopkins University, 1984.
- [32] Freda L, Oriolo G. Frontier-based probabilistic strategies for sensor-based exploration [C]. In Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005: 3881–

3887.

- [33] Amigoni F, Gallo A. A multi-objective exploration strategy for mobile robots [C]. In Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005: 3850–3855.
- [34] González-Banos H H, Latombe J-C. Navigation strategies for exploring indoor environments [J]. The International Journal of Robotics Research, 2002, 21 (10-11): 829–848.
- [35] Amigoni F. Experimental evaluation of some exploration strategies for mobile robots [C]. In 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2008: 2818–2823.
- [36] Maver J, Bajcsy R. Occlusions as a guide for planning the next view [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1993, 15 (5): 417–433.
- [37] Wu Z, Song S, Khosla A, et al. 3d shapenets: A deep representation for volumetric shapes [C]. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2015: 1912–1920.
- [38] Lamb D, Baird D, Greenspan M A. An automation system for industrial 3-D laser digitizing [C]. In Second International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (Cat. No. PR00062), 1999: 148–157.
- [39] Banta J E, Zhien Y, Wang X Z, et al. Best-next-view algorithm for three-dimensional scene reconstruction using range images [C]. In Intelligent Robots and Computer Vision XIV: Algorithms, Techniques, Active Vision, and Materials Handling, 1995: 418–429.
- [40] Banta J E, Wong L, Dumont C, et al. A next-best-view system for autonomous 3-D object reconstruction [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2000, 30 (5): 589–598.
- [41] Connolly C. The determination of next best views [C]. In Proceedings. 1985 IEEE international conference on robotics and automation, 1985: 432–435.
- [42] Papadopoulos-Orfanos D, Schmitt F. Automatic 3-D digitization using a laser rangefinder with a small field of view [C]. In Proceedings. International Conference on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling (Cat. No. 97TB100134), 1997: 60–67.
- [43] Kutulakos K N, Seitz S M. A theory of shape by space carving [J]. International journal of computer vision, 2000, 38 (3): 199–218.
- [44] Reed M K, Allen P K. 3-d modeling from range imagery: An incremental method with a planning component [J]. Image and Vision Computing, 1999, 17 (2): 99–111.
- [45] Yuan X. A mechanism of automatic 3D object modeling [J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1995, 17 (3): 307–311.
- [46] Pito R. A solution to the next best view problem for automated surface acquisition [J]. IEEE Trans-

- actions on pattern analysis and machine intelligence, 1999, 21 (10): 1016–1030.
- [47] Bajcsy R. Active perception [C]. 1988: 966–1005.
- [48] Wilson D L. Asymptotic properties of nearest neighbor rules using edited data [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1972 (3): 408–421.
- [49] Tomek I, et al. Two modifications of CNN. [J]. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, 1976.
- [50] Mani I, Zhang I. kNN approach to unbalanced data distributions: a case study involving information extraction [C]. In Proceedings of workshop on learning from imbalanced datasets, 2003.
- [51] Chawla N V, Bowyer K W, Hall L O, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique [J]. Journal of artificial intelligence research, 2002, 16: 321–357.
- [52] Han H, Wang W-Y, Mao B-H. Borderline-SMOTE: a new over-sampling method in imbalanced data sets learning [C]. In International conference on intelligent computing, 2005: 878–887.
- [53] He H, Bai Y, Garcia E A, et al. ADASYN: Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning [C]. In 2008 IEEE international joint conference on neural networks (IEEE world congress on computational intelligence), 2008: 1322–1328.
- [54] Huber P J, Ronchetti E M. Robust Statistics [M]. 2nd ed. WIEY, 2009.
- [55] Peter, J, Rousseeuw. Least Median of Squares Regression [J]. Journal of the American Statistical Association, 1984, 79 (388): 871–880.
- [56] Inui K, Kaneko S, Igarashi S. Robust line fitting using LMedS clustering [J]. Systems and Computers in Japan, 2003, 34 (14): 92–100.
- [57] Kiers H A. Weighted least squares fitting using ordinary least squares algorithms [J]. Psychometrika, 1997, 62 (2): 251–266.
- [58] 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.
- [59] Torr P H, Zisserman A. MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry [J]. Computer vision and image understanding, 2000, 78 (1): 138–156.
- [60] Worley S. A cellular texture basis function [C]. In Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1996: 291–294.
- [61] Perlin K. An image synthesizer [J]. ACM Siggraph Computer Graphics, 1985, 19 (3): 287–296.
- [62] Perlin K. Improving noise [C]. In Proceedings of the 29th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 2002: 681–682.

- [63] Cover T. Estimation by the nearest neighbor rule [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1968, 14 (1): 50–55.
- [64] Lawson C L. Software for C1 surface interpolation [J], 1977: 161–194.
- [65] Bowyer A. Computing dirichlet tessellations [J]. The computer journal, 1981, 24 (2): 162–166.
- [66] Watson D F. Computing the n-dimensional Delaunay tessellation with application to Voronoi polytopes [J]. The computer journal, 1981, 24 (2): 167–172.
- [67] 崔汉锋. 散乱数据曲面重构技术的研究 [D]. 湖北省武汉市: 华中科技大学; 华中理工大学, 2000.
- [68] Huang J, Menq C-H. Automatic data segmentation for geometric feature extraction from unorganized 3-D coordinate points [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17 (3): 268–279.
- [69] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [C]. In Proceedings of the 19th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1992: 71–78.
- [70] Gopi M, Krishnan S, Silva C T. Surface reconstruction based on lower dimensional localized Delaunay triangulation [C]. In Computer Graphics Forum, 2000: 467–478.
- [71] Milroy M J, Bradley C, Vickers G W. Segmentation of a wrap-around model using an active contour [J]. Computer-Aided Design, 1997, 29 (4): 299–320.
- [72] Jin S, Lewis R R, West D. A comparison of algorithms for vertex normal computation [J]. The visual computer, 2005, 21 (1-2): 71–82.
- [73] Yang J, Zhang Q, Xiao Y, et al. TOLDI: An effective and robust approach for 3D local shape description [J]. Pattern Recognition, 2017, 65: 175–187.
- [74] Dong Z, Yang B, Liu Y, et al. A novel binary shape context for 3D local surface description [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 130: 431–452.
- [75] Prakhyा S M, Lin J, Chandrasekhar V, et al. 3DHoPD: A fast low-dimensional 3-D descriptor [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2 (3): 1472–1479.
- [76] Zou Y, Wang X, Zhang T, et al. BRoPH: An efficient and compact binary descriptor for 3D point clouds [J]. Pattern Recognition, 2018, 76: 522–536.
- [77] Srivastava S, Lall B. 3D Binary Signatures [C/OL]. In Proceedings of the Tenth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing, New York, NY, USA, 2016: 1–8. <https://doi.org/10.1145/3009977.3010009>.
- [78] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, et al. Learning informative point classes for the acquisition of

- object model maps [C]. In 2008 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, 2008: 643–650.
- [79] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]. In 2009 IEEE international conference on robotics and automation, 2009: 3212–3217.
- [80] Rusu R B, Bradski G, Thibaux R, et al. Fast 3d recognition and pose using the viewpoint feature histogram [C]. In 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2010: 2155–2162.
- [81] Drost B, Ulrich M, Navab N, et al. Model globally, match locally: Efficient and robust 3D object recognition [C]. In 2010 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition, 2010: 998–1005.
- [82] Yang J, Cao Z, Zhang Q. A fast and robust local descriptor for 3D point cloud registration [J]. *Information Sciences*, 2016, 346: 163–179.
- [83] do Monte Lima J P S, Teichrieb V. An efficient global point cloud descriptor for object recognition and pose estimation [C]. In 2016 29th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), 2016: 56–63.
- [84] Moran P A. Notes on continuous stochastic phenomena [J]. *Biometrika*, 1950, 37 (1/2): 17–23.
- [85] Harris C G, Stephens M, et al. A combined corner and edge detector. [C]. In Alvey vision conference, 1988: 10–5244.
- [86] Sipiran I, Bustos B. Harris 3D: a robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes [J]. *The Visual Computer*, 2011, 27 (11): 963.
- [87] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International journal of computer vision*, 2004, 60 (2): 91–110.
- [88] Flint A, Dick A, Van Den Hengel A. Thrift: Local 3d structure recognition [C]. In 9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on Digital Image Computing Techniques and Applications (DICTA 2007), 2007: 182–188.
- [89] Steder B, Rusu R B, Konolige K, et al. Point feature extraction on 3D range scans taking into account object boundaries [C]. In 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011: 2601–2608.
- [90] Aiger D, Mitra N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration [J], 2008, 27 (3): 1–10.
- [91] Mellado N, Aiger D, Mitra N J. Super 4PCS Fast Global Pointcloud Registration via Smart Indexing [C/OL]. 2014: 205–215. <http://dx.doi.org/10.1111/cgf.12446>.

- [92] Mohamad M, Ahmed M T, Rappaport D, et al. Super Generalized 4PCS for 3D Registration [C]. In 2015 International Conference on 3D Vision, 2015: 598–606.
- [93] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes [C]. In Sensor fusion IV: control paradigms and data structures, 1992: 586–606.
- [94] 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 (5): 698–700.
- [95] Chen Y, Medioni G G. Object modeling by registration of multiple range images. [J]. Image Vision Comput., 1992, 10 (3): 145–155.
- [96] Newcombe R A, Izadi S, Hilliges O, et al. KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking [C]. In 2011 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 2011: 127–136.
- [97] Adams R, Bischof L. Seeded region growing [J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1994, 16 (6): 641–647.
- [98] Zuercher E, Tal A, Shafman S. Polyhedral surface decomposition with applications [J]. Computers & Graphics, 2002, 26 (5): 733–743.
- [99] Shafman S, Tal A, Katz S. Metamorphosis of polyhedral surfaces using decomposition [C]. In Computer graphics forum, 2002: 219–228.
- [100] Golovinskiy A, Funkhouser T. Min-cut based segmentation of point clouds [C]. In 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops, 2009: 39–46.
- [101] Ioannou Y, Taati B, Harrap R, et al. Difference of normals as a multi-scale operator in unorganized point clouds [C]. In 2012 Second International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization & Transmission, 2012: 501–508.
- [102] Papon J, Abramov A, Schoeler M, et al. Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds [C]. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2013: 2027–2034.
- [103] Christoph Stein S, Schoeler M, Papon J, et al. Object partitioning using local convexity [C]. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 304–311.
- [104] Bézier P. Numerical control: mathematics and applications [J], 1970.
- [105] Sabin M A. The use of piecewise forms for the numerical representation of shape [M]. MTA Számítástechnikai és Automatizálási Kutató Intézet, 1977.
- [106] Farin G. Curves and surfaces for computer-aided geometric design: a practical guide [M]. 3rd ed. Elsevier, 2014.

- [107] Eck M, Hoppe H. Automatic reconstruction of B-spline surfaces of arbitrary topological type [C]. In Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1996: 325–334.
- [108] Milroy M J, Bradley C, Vickers G W, et al. G1 continuity of B-spline surface patches in reverse engineering [J]. Computer-Aided Design, 1995, 27 (6): 471–478.
- [109] Versprille K J. Computer-aided design applications of the rational B-spline approximation form [J], 1975.
- [110] Sederberg T W, Zheng J, Bakenov A, et al. T-splines and T-NURCCs [J]. ACM transactions on graphics (TOG), 2003, 22 (3): 477–484.
- [111] Sederberg T W, Cardon D L, Finnigan G T, et al. T-spline simplification and local refinement [J]. ACM transactions on graphics (TOG), 2004, 23 (3): 276–283.
- [112] Townsend A. On the Spline: A Brief History of the Computational Curve (Full) [EB/OL]. (2019-03-16) [2020-04-01]. <https://web.archive.org/web/20190316052456/http://www.alatown.com/spline-history-architecture/>.
- [113] Lorensen W E, Cline H E. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm [J]. ACM siggraph computer graphics, 1987, 21 (4): 163–169.
- [114] Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe H. Poisson surface reconstruction [C]. In Proceedings of the fourth Eurographics symposium on Geometry processing, 2006.
- [115] Marton Z C, Rusu R B, Beetz M. On fast surface reconstruction methods for large and noisy point clouds [C]. In 2009 IEEE international conference on robotics and automation, 2009: 3218–3223.
- [116] Canny J, Reif J. New lower bound techniques for robot motion planning problems [C]. In 28th Annual Symposium on Foundations of Computer Science (sfcs 1987), 1987: 49–60.
- [117] Dijkstra E. A note on two problems in connection with graphs [J]. Numerische Mathematik, 1959, 1 (1): 269–271.
- [118] Mitchell J S, Mount D M, Papadimitriou C H. The discrete geodesic problem [J]. SIAM Journal on Computing, 1987, 16 (4): 647–668.
- [119] Chen J, Han Y. Shortest paths on a polyhedron [C]. In Proceedings of the sixth annual symposium on Computational geometry, 1990: 360–369.
- [120] Polthier K, Schmies M. Straightest Geodesics on Polyhedral Surfaces [C/OL]. In ACM SIGGRAPH 2006 Courses, New York, NY, USA, 2006: 30–38. <https://doi.org/10.1145/1185657.1185664>.
- [121] Xin S-Q, Wang G-J. Improving Chen and Han's algorithm on the discrete geodesic problem [J].

- ACM Transactions on Graphics (TOG), 2009, 28 (4): 1–8.
- [122] Loop C T. Smooth subdivision surfaces based on triangles, Master's thesis Department of Mathematics [J]. University of Utah, 1987.
- [123] Blacker T D, Stephenson M B. Paving: A new approach to automated quadrilateral mesh generation [J]. International journal for numerical methods in engineering, 1991, 32 (4): 811–847.
- [124] Schroeder W J, Zarge J A, Lorensen W E. Decimation of triangle meshes [C]. In Proceedings of the 19th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1992: 65–70.
- [125] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Mesh optimization [C]. In Proceedings of the 20th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1993: 19–26.
- [126] erowa. spannfutter [EB/OL]. (2020-04-24) [2020-04-24]. <https://www.erowa.com/de/products/spannfutter-50-rsa-12108?>
- [127] erowa. uniplatte [EB/OL]. (2020-04-24) [2020-04-24]. <https://www.erowa.com/de/products/uniplatte-alu-80-x-80-11886?>
- [128] erowa. spannzapfen [EB/OL]. (2020-04-24) [2020-04-24]. <https://www.erowa.com/de/products/spannzapfen-f-a-edm-m10-x-45-fuer-spuelung-12153?>
- [129] schunk. ROTA TPS 125-26 Z-SV90 [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. [https://schunk.com/cn\\_zh/jia-chi-ji-shu/product/65096-0816126-rota-tps-125-26-z-sv90/](https://schunk.com/cn_zh/jia-chi-ji-shu/product/65096-0816126-rota-tps-125-26-z-sv90/).
- [130] pmlpal. pmlpal [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. <http://www.pml-pal.com/diaphragm-chuck-super-high-precision.html>.
- [131] 陕西渭柏精密机械有限公司. 以色列代理高端品牌 [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. [http://www.weibaii.com/pro\\_lb\\_zl.asp?dl=%D2%D4%C9%AB%C1%D0&wd=PML-PAL%C6%F8%B6%AF%BF%A8%C5%CC](http://www.weibaii.com/pro_lb_zl.asp?dl=%D2%D4%C9%AB%C1%D0&wd=PML-PAL%C6%F8%B6%AF%BF%A8%C5%CC).
- [132] kitagawa. 3 爪平行卡爪 NTS3 系列 [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. <https://www.kitagawa.com.cn/mtools/robothand/3np/nts3.html>.
- [133] ROHM. ROHM [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. <http://www.rohm-products.com/en/home/>.
- [134] BISON. BISON [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. <http://www.bison-america.com/catalogue-us#>.
- [135] sunrion. sunrion [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. [http://www.sunrion.com.cn/list/?8\\_1.html](http://www.sunrion.com.cn/list/?8_1.html).
- [136] forkardt. forkardt [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. <https://www.forkardt.com/>.

- [137] microcentric. microcentric [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. <https://catalog.microcentric.com/printitem/precision-air-chuck-models/rotating-air-chucks/item-1114>.
- [138] chandox. 3-Jaw Super Precision Air Chucks [EB/OL]. (2020-02-26) [2020-02-26]. [https://www.chandox.com/eng/p2\\_7.html](https://www.chandox.com/eng/p2_7.html).
- [139] 佳贺精机股份有限公司. 3U/3U-K 后拉固锁式动力夹头 [EB/OL]. (2020-02-25) [2020-02-25]. <https://www.autogrip-machinery.com/gb-product/pro1-3u.htm>.
- [140] 奥玛泰机电设备有限公司. B 中空动力夹头 (三爪高速中空型) [EB/OL]. (2020-02-25) [2020-02-25]. <http://www.omatei.com/content/40/1385.html>.
- [141] GB 3836.1-2010, 爆炸性环境第 1 部分：设备通用要求 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2011.
- [142] S H F, M K S. Computer Graphics Using OpenGL [M]. 3rd ed. University of North Carolina at Greensboro: Prentice-Hall, 2007.
- [143] 戴思达. 齐次坐标的理解 [EB/OL]. (2019-03-22) [2020-02-11]. <https://www.cnblogs.com/sddai/p/10578298.html>.
- [144] Akenine-Moller T, Haines E, Hoffman N. Real-time rendering [M]. 3rd ed. AK Peters, Ltd, 2008.
- [145] Vasquez-Gomez J I, Sucar L E, Murrieta-Cid R. View/state planning for three-dimensional object reconstruction under uncertainty [J]. Autonomous Robots, 2017, 41 (1): 89–109.
- [146] Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching [J]. Communications of the ACM, 1975, 18 (9): 509–517.
- [147] Hunter G M. Efficient computation and data structures for graphics [D]. Princeton, NJ 08544: Ph. D. Dissertation, Electrical Engineering and Computer Science Department, Princeton University, 1978.
- [148] wikipedia. k-d tree [EB/OL]. (2020-03-30) [2020-04-07]. [https://en.wikipedia.org/wiki/K-d\\_tree](https://en.wikipedia.org/wiki/K-d_tree).
- [149] wikipedia. Octree [EB/OL]. (2020-01-16) [2020-04-07]. <https://en.wikipedia.org/wiki/Octree>.
- [150] Vasquez-Gomez J I, Sucar L E, Murrieta-Cid R. Hierarchical Ray Tracing for Fast Volumetric Next-Best-View Planning [C]. In IEEE 2013 International Conference on Computer and Robot Vision (CRV), 2013: 181–187.
- [151] GB/T 1031-2009, 产品几何技术规范 (GPS) 表面结构轮廓法表面粗糙度参数及其数值 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2009.
- [152] Rivest R, Dusse S. The MD5 message-digest algorithm [J], 1992: 330–344.

- [153] ant. MD5 算法的 C++ 实现 [EB/OL]. (2007-09-11) [2020-03-12]. <http://www.cppblog.com/ant/archive/2007/09/11/31886.html>.
- [154] jieweiwei. MD5 算法 [EB/OL]. (2014-10-19) [2020-03-12]. <https://github.com/JiweiWei>.
- [155] Chaudhury K N, Sage D, Unser M. Fast  $O(1)$  bilateral filtering using trigonometric range kernels [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (12): 3376–3382.
- [156] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [C]. In Sixth international conference on computer vision (IEEE Cat. No. 98CH36271), 1998: 839–846.
- [157] Shensa M J, et al. The discrete wavelet transform: wedding the a trous and Mallat algorithms [J]. IEEE Transactions on signal processing, 1992, 40 (10): 2464–2482.
- [158] MathWorks. Wavelets Information [EB/OL]. (2020-04-07) [2020-04-07]. <https://ww2.mathworks.cn/help/wavelet/ref/waveinfo.html>.
- [159] Ltd S C. M-estimators [EB/OL]. (2020-03-23) [2020-03-23]. <http://www.statisticalconsultants.co.nz/blog/m-estimators.html>.
- [160] Lawrence C J. Robust Estimates of Location: Survey and Advances [J]. Technometrics, 1974, 17 (1): 138–139.
- [161] 赵鑫. 城市遥感影像运动估计与立体匹配 [D]. Harbin: 哈尔滨工程大学, 2018.
- [162] Ltd S C. R-estimators [EB/OL]. (2020-03-23) [2020-03-23]. <http://www.statisticalconsultants.co.nz/blog/r-estimators.html>.
- [163] Louis, A, Jaeckel. Estimating Regression Coefficients by Minimizing the Dispersion of the Residuals [J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1972, 43 (5): 1149–1458.
- [164] Tobler, R W. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region [J]. Economic geography, 1970, 46 (sup1): 234–240.
- [165] Madsen, H I, Tornehave, et al. From calculus to cohomology: de Rham cohomology and characteristic classes [M]. 1st ed. Cambridge University Press, 1997.
- [166] Shewchuk J R. Triangle: Engineering a 2D quality mesh generator and Delaunay triangulator [C]. In Workshop on Applied Computational Geometry, 1996: 203–222.
- [167] Bourke P. Efficient triangulation algorithm suitable for terrain modelling [C]. In Pan Pacific Computer Conference, Beijing, China, 1989.
- [168] zhiyishou. Polyer [EB/OL]. (2018-04-16) [2020-03-17]. <https://github.com/zhiyishou/Polyer>.
- [169] Klasing K, Althoff D, Wollherr D, et al. Comparison of surface normal estimation methods for

- range sensing applications [C]. In 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009: 3206–3211.
- [170] Rusu, Bogdan R. Semantic 3D Object Maps for Everyday Manipulation in Human Living Environments [J]. KI-Künstliche Intelligenz, 2010, 24 (4): 345–348.
- [171] Vidal J, Lin C-Y, Martí R. 6D pose estimation using an improved method based on point pair features [C]. In 2018 4th international conference on control, automation and robotics (iccar), 2018: 405–409.
- [172] 北麓牧羊人. ICP 的 SVD 解法 [EB/OL]. (2020-03-09) [2020-03-23]. <https://zhuanlan.zhihu.com/p/111933242>.
- [173] Barla A, Odone F, Verri A. Histogram intersection kernel for image classification [C]. In Proceedings 2003 international conference on image processing (Cat. No. 03CH37429), 2003: III–513.
- [174] PCL. Clustering of Pointclouds into Supervoxels - Theoretical primer [EB/OL]. (2020-03-29) [2020-03-29]. [http://www.pointclouds.org/documentation/tutorials/supervoxel\\_clustering.php](http://www.pointclouds.org/documentation/tutorials/supervoxel_clustering.php).
- [175] Bazilevs Y, Calo V M, Cottrell J A, et al. Isogeometric analysis using T-splines [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2010, 199 (5-8): 229–263.
- [176] Feng J, Fu J, Lin Z, et al. Direct slicing of T-spline surfaces for additive manufacturing [J]. Rapid Prototyping Journal, 2018.
- [177] Farin G. NURBS for Curve & Surface Design: From Projective Geometry to Practical Use [M]. CRC Press, 1999.
- [178] wikipedia. Marching Cubes [EB/OL]. (2020-01-11) [2020-04-07]. [https://en.wikipedia.org/wiki/Marching\\_cubes](https://en.wikipedia.org/wiki/Marching_cubes).
- [179] Featflow. The L2 projection [EB/OL]. (2020-04-07) [2020-04-07]. [http://www.featflow.de/en/software/featflow2/tutorial/tutorial\\_l2proj.html](http://www.featflow.de/en/software/featflow2/tutorial/tutorial_l2proj.html).
- [180] 路游侠. 从点云到网格 (三) Poisson 重建 [EB/OL]. (2016-08-03) [2020-04-07]. <https://www.cnblogs.com/luyb/p/5730932.html>.
- [181] 彭家贵, 陈卿. 微分几何 [M]. 1st ed. 高等教育出版社, 2002.
- [182] Hotz I, Hagen H. Visualizing geodesics [C]. In Proceedings Visualization 2000. VIS 2000 (Cat. No. 00CH37145), 2000: 311–318.
- [183] ShepherdQR. PaperSourceCodesBackup [EB/OL]. (2020-05-26) [2020-05-30]. <https://github.com/ShepherdQR/PaperSourceCodesBackup>.
- [184] KEYENCE. 高精度测量综合目录 [EB/OL]. (2020-03-08) [2020-03-08]. <https://www.KEYENCE.com>.

- keyence.com.cn/ss/products/measure/select/industry/automotive.jsp.
- [185] 常州镭烁光电. 激光 3D 轮廓检测 [EB/OL]. (2020-03-08) [2020-03-08]. <http://www.czlslaser.com/3D/>.
- [186] gocator. Ultra High-Resolution 3D Laser Line Profile Sensors [EB/OL]. (2020-03-08) [2020-03-08]. <https://lmi3d.com/products/gocator/g2/2400-series/laser-line-profile-sensors>.
- [187] Micro-Epsilon. Compact laser scanner for high precision [EB/OL]. (2020-03-08) [2020-03-08]. [https://www.micro-epsilon.com/2D\\_3D/laser-scanner/scanCONTROL-2900/](https://www.micro-epsilon.com/2D_3D/laser-scanner/scanCONTROL-2900/).
- [188] CyberOptics. XLP Laser Scanning Probes [EB/OL]. (2020-03-08) [2020-03-08]. <https://www.cyberoptics.com/products/xlp-laser-scanning-probes/>.
- [189] POMEAS 普密斯. PL-02 系列激光轮廓传感器 [EB/OL]. (2020-03-08) [2020-03-08]. <http://www.pomeas.cn/product/004006.html?duoid=004006003>.
- [190] panasonic. 高速多点激光位移传感器 HL-D1000 [EB/OL]. (2020-03-10) [2020-03-10]. <https://device.panasonic.cn/ac/c/fasys/measurement/measurement/hl-d1000/spec/index.jsp>.
- [191] 泓川科技. 激光焊缝跟踪系统 [EB/OL]. (2020-03-10) [2020-03-10]. [http://www.chuantec.com/ProductsStd\\_241.html](http://www.chuantec.com/ProductsStd_241.html).
- [192] Weichert F, Bachmann D, Rudak B, et al. Analysis of the accuracy and robustness of the leap motion controller [J]. Sensors, 2013, 13 (5): 6380–6393.

## 附录 A 激光轮廓扫描仪调研

所调研的国内外主要的激光轮廓扫描仪如下页的表A-1所示。

表 A-1 激光轮廓扫描仪调研

序号 No.	产品 Product	测量范围 Range (mm)	重复精度 Precision (mm)	基准距离 测点直径 Pixel Size mm	分辨率 Point Spacing (mm)	数据量 Points	质量 Mass (kg)	速度 频率 (Hz)	激光和类 等级 等级	输出 Output	公司 Company	国家 Country
1	LJ-X8900 <sup>[184]</sup>	Z:980 ± 400 X:510 ± 210	Z:0.01 X:0.025	620mm× 566μm	0.255	3200	1.6	6.4M	405nm 2M	深度图 BMP, TIFF	KEYENCE	日本, 1974
2	LS-A81000 <sup>[185]</sup>	Z:500 X:1000	Z:0.012 X:-	—	—	1280	—	1-1000	635nm Red,II	常州镭烁 光电	常州镭烁 光电	中国, 2015
3	Gocator2490 <sup>[186]</sup>	Z:1525 X:2000	Z:0.012 X:-	—	0.25 - 1.1	1920	1.5	800- 5000	635nm 2,3R	—	LMI Technolo- gies	加拿 大, 1998
4	scancONTROL 29xx <sup>[187]</sup>	Z:265 X:143.5	Z:0.001 X:-	—	—	1280	—	635nm 2,3R	—	2.56e6 p/s	Micro- Epsilon	德国, 1968
5	XLP 1000 <sup>[188]</sup>	Z:285 X:115	Z:0.024 X:-	—	0.078	1280	0.585	658nm	—	100Hz, 1.28e5 p/s	CyberOptics	美国, 1984
6	PL-02 <sup>[189]</sup>	Z:70 ± 10 X:17 ± 1	Z:0.0002 X:0.01	—	0.02	1280	0.6	405nm, II	—	10-200Hz	普密斯	东莞, 2010
7	HL-D1100 <sup>[190]</sup>	Z:240 ± 50 X:100 <sup>+20.8</sup> <sub>-16.9</sub>	Z:0.012 X:-	—	—	1280	0.38	658nm Red,2M	—	2000FPS	Panasonic	日本, 1918
8	W50H105-B <sup>[191]</sup>	Z:142 - 247 X:38 - 62	Z:0.15 X:0.1	—	—	—	—	450nm IIb	—	—	上海森格 激光	中国, 2018

## 附录 B 立体相机调研

所调研的国内外主要的立体相机如下页的表B-1所示。

表 B-1 立体相机调研

序号 No.	产品 Product	分辨率 (Pixels)	最大帧率 (FPS/Hz)	像素尺寸 ( $\mu m$ )	像素位数 (bit)	曝光范围 (ms)	Angle-depth [ $H, V, D$ ] ( $^{\circ}, , m$ )	精度 (mm)	测量原理 Method	公司 Company	国家 Country
1	Leap Motion Controller	—	120FPS	—	—	10	[0.6,0.6,0.6]	0.7 <sup>[192]</sup>	双目	Leap Motion	美国
2	Astra Pro	C:1280 × 720 D:640 × 480	30FPS	—	—	30-45	[-,-0.6-8]	$\pm(1-3)@1m$	结构光	深圳奥比中光科技有限公司	中国
3	Kinect V1	C:640 × 480 D:320 × 240	30FPS	—	—	—	[57,43,0.8-4]	2-30	结构光	Microsoft	美国
4	Kinect V2	C:1920 × 1080 D:512 × 424	30FPS	—	—	—	[70,60,0.5-4.5]	2-4	TOF	Microsoft	美国
5	Azure Kinect DK	C:3840 × 2160 D:640 × 576	30FPS	—	—	12.8	[70,60,0.5-3.86]	—	TOF	Microsoft	美国
6	Realsense D435	C:1920 × 1080 D:— × — C:— × — D:— × —	30FPS	RGB8	—	—	[80,55,0.2-10]	—	双目	Intel	美国
7	Detect40	—	>20FPS	—	—	70	[A4-A0,0.7-2.0]	0.05-0.5	结构光	EnShape	德国
8	Variant X36-ICP	C:— × — D:— × —	—	—	—	—	[5-8m <sup>3</sup> ]	—	结构光	ENSENSO	德国
9	ZED	C:3840 × 1080 D:— × —	30FPS	2	32	—	[90,60,0.5-20]	—	结构光	Stereolabs	美国
10	Bumblebee XB3 FireWire	C:1280 × 960 D:— × —	16FPS	3.75	12	67	[43,43,—]	—	结构光	FLIR	美国
11	SR4500	C:176 × 144 D:— × —	30FPS	—	14	—	[69,55,9]	<10	TOF	MESA	比利时
12	N35	C:1280 × 1024 D:— × —	10FPS	—	14	—	[-,0.46-3]	—	结构光	ENSENSO	德国
13	MONSTAR	C:352 × 287 D:— × —	60FPS	—	—	—	[100,85,0.5-6]	—	TOF	PMD	美国
14	Camcube 3	C:200 × 200 D:— × —	40FPS	—	—	—	[40,40,0.3-7]	<30	TOF	PMD	美国
15	E70	C:160 × 120 D:— × —	52FPS	—	16	7	[70,53,0.1-10]	$\pm 10-20$	TOF	FOTONIC	瑞典
16	G80	C:640 × 480 D:— × —	40FPS	—	—	—	[80,64,0.15-5]	$\pm 5-15$	TOF	FOTONIC	瑞典

表 B-2 立体相机调研（续）

序号 No.	产品 Product	分辨率 Resolution (Pixels)	最大帧率 Frame Rate (FPS/Hz)	像素尺寸 Pixel Size ( $\mu m$ )	像素位数 Pixel Depth (bit)	曝光范围 Exposure (ms)	Angle-depth [ $H, V, D$ ( $^{\circ}$ , $m$ )]	精度 Precision (mm)	测量原理 Method	公司 Company	国家 Country
17	Q60US	C:640 × 480 D:640 × 480 C:160 × 120 D:— × —	30FPS	—	16	—	[63,49,0,5-6]	±3-20	TOF	FOTONIC	瑞典
18	ZC-1070L-HP	C:160 × 120 C:7MP D:— × —	50FPS	—	16	—	[70,55,0,5-3]	—	TOF	OPTEX	日本
19	R29	D:— × — C:41.5MP D:— × —	6.2FPS	5.5	10	0.017	(17,11,3,0.7, 200) mm (16.1,11.2,2.3, 250) mm	<7 $\mu m$	4D 光场	Raytrix	德国
20	R42	C:640 × 480 D:— × — C:1280 × 1020 D:— × —	7FPS	—	—	0.016	—	11.12 $\mu m$	4D 光场	Raytrix	德国
21	StarForm Swift	C:640 × 480 D:— × —	—	—	12	—	[43,33,0-6]	10	TOF	Odos Imaging	英国
22	StarForm	C:5M D:— × —	30FPS	14	10	0.01	[-, -0.05-8]	10	TOF	Odos Imaging	英国
23	FM810-IX	C:9M D:— × —	5/4	—	—	—	[56, 46,0.7-3.5]	2@1m	结构光	上海图漾科技	中国
24	Cobalt-9MP	C:9M D:— × —	2s	—	—	—	[-, -500]	0.05	—	FARO	美国
25	Zivid One+M	C:1920 × 1200 D:— × —	0.2	—	—	—	[33, 25,0.62-2]	(0.6, 570) $\mu m$	结构光	Zivid	挪威

## 附录 C 基本原理

常用的一些基本原理、公式等。在这里向量表示为像  $\vec{a}$ , 张量表示为像  $\mathbf{A}$ 。

- 点乘或内积       $\vec{a} \cdot \vec{b} = |\vec{a}| \cdot |\vec{b}| \cos \angle(\vec{a}, \vec{b}) = \mathbf{A}^T \mathbf{B}$
- 叉乘或外积       $\vec{a} \times \vec{b} = |\vec{a}| \cdot |\vec{b}| \sin \angle(\vec{a}, \vec{b}) = \det([\mathbf{U}, \mathbf{A}, \mathbf{B}])$ , 其中  $\mathbf{U}$  是自然标架。绝对值表示平行四边形面积。 $\vec{a} \times \vec{b} + \vec{b} \times \vec{a} = 0$
- 梯度       $\text{grad}f(\mathbf{x}) = \nabla f(\mathbf{x}) = \sum \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i} \mathbf{U}_{x_i}$
- 拉普拉斯算子      (Laplace Operator)  $\Delta = \nabla^2 = \sum \partial^2 / \partial x_i^2$
- 调和函数       $\nabla f = 0$
- 傅里叶变换       $F(\mathbf{w}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\mathbf{x}) e^{-2\pi i \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}} d\mathbf{x}$
- 傅里叶逆变换       $f(\mathbf{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(\mathbf{w}) e^{2\pi i \mathbf{x} \cdot \mathbf{w}} d\mathbf{w}$
- 特征函数       $\mathbf{A} \subset \mathbf{X}$  的特征函数  $\chi_{\mathbf{A}}$  和  $\mathbf{A}$  同构。 $x \in \mathbf{A}$  时  $\chi_{\mathbf{A}}(x) = 1$ , 否则  $\chi_{\mathbf{A}}(x) = 0$ 。
- Cantor-Bernstein 定理      集合势只存在大于、小于、等于三种关系，并且同时只有一种关系成立。等于意味着元素间可构造映射一一对应，常称集合对等，记为  $\sim$ 。
- 可列集      若  $\mathbf{A} \sim \mathbb{N}$ , 成  $\mathbf{A}$  可列，基数记为  $\aleph_0$ , 称为阿列夫零。无穷可列集之并可列，从而有理数集可列。
- 连续统假设      连续统假设 (Continuum Hypothesis, CH) 认为不存在基数介于  $\mathbb{N}$  和连续统之间的集合。连续统是稠密、完备 (无洞、规定上确界) 的全序集，如  $\mathbb{R}$ 。CH 与 ZFC 相互独立。
- 协变分量与逆变分量      对于基底  $\mathbf{E}_\alpha = \{\mathbf{e}_\alpha, \alpha = 1, 2, 3\}$ , 基变换  $\mathbf{T} : \mathbf{E}'_\alpha = \mathbf{E}_\alpha \mathbf{T}$  使得矢量  $\mathbf{A}$  的坐标分量之间有关系  $\mathbf{A}' = \mathbf{T}^{-1} \mathbf{A}$ , 分量  $A^i$  称为逆变分量 (Contravariant Components)。 $\mathbf{E}_\alpha$  的对偶基底  $\mathbf{E}^\alpha = \mathbf{E}_\alpha^{-T}$ , 从而使得  $\mathbf{E}_\alpha^T \mathbf{E}^\alpha = \mathbf{I}$ , 从而基变换得到对偶基底  $\mathbf{E}^{\alpha'} = \mathbf{E}^\alpha \mathbf{T}^{-T}$ , 常称为逆变基底, 且有  $\mathbf{A}' = \mathbf{T}^T \mathbf{A}$ , 分量  $A_i$  称为协变分量 (Covariant Components)。

■ n 次卷积      记 m 个  $f(x)$  的卷积为  $f(x)^{*m}$ , 记函数序列  $f_i(x)$  的一次卷积为:

$$\begin{aligned} F(x_{\text{out}}) &= [f_1(x_1), f_2(x_2), \dots, f_n(x_n)]^* \\ &= \int_{x_{n-1}} \cdots \int_{x_2} \int_{x_1} f_1(x_1) f_2(x_2 - x_1) f_3(x_3 - x_2) \cdots f_n(x_{\text{out}} - x_{n-1}) dx_1 dx_2 \cdots dx_{n-1} \end{aligned} \quad (\text{C-1})$$

■ 曲面连续性      记  $\nabla^0 F = F$ , 对于两函数  $f(\mathbf{x}) : \Omega_1 \rightarrow \mathbb{R}, g(\mathbf{x}) : \Omega_2 \rightarrow \mathbb{R}$ , 记  $k = \min i$ , 其中  $\nabla^{i+1} f(\mathbf{x}_i) \neq \nabla^{i+1} g(\mathbf{x}_i), x_i \in \Omega_1 \cup \Omega_2$ , 称两函数为 k 阶连续, 对于  $\Omega_1, \Omega_2 \subseteq \mathbb{R}$  称两函数曲线为  $C^k$  连续, 对于  $\Omega_1, \Omega_2 \subseteq \mathbb{R}^2$  称两函数曲面为  $G^k$  连续。

## 攻读学位期间发表论文与研究成果清单

- [1] 【EI 期刊：论文录用】Qirong ZHANG, Xin JIN, Kai ZHOU, Zhongqing ZHANG. Fast Design Method of COG Measurement System Via Supporting Reaction Method[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2020, 29(2)
- [2] 【EI 会议：论文录用】Qirong ZHANG, Xin JIN, Qi LIU, Yuchu ZOU. A new Construction Method of Vehicle Digital Camouflage Spraying Model[J]. MSMME 2020, 2020.
- [3] 【国内会议：论文 + 口头报告】张棋荣. 柔性质心检测系统设计与误差分析 [C]. 中国航天第三专业信息网、中国航天科工集团有限公司、中国航天科技集团有限公司、洛阳市人民政府. 中国航天第三专业信息网第三十九届技术交流会暨第三届空天动力联合会议论文集——S06 材料、工艺与制造技术. 中国航天第三专业信息网、中国航天科工集团有限公司、中国航天科技集团有限公司、洛阳市人民政府: 中国航天第三专业信息网, 2018, 114 - 123.
- [4] 【国际会议：论文 + 口头报告】Qirong Zhang, Xin Jin, Tingzhi Hu, Muzheng Xiao and Zhijing Zhang. Design of Multi-degree-of-freedom Macro-Micro Fast Integrated Detection System for Complex Structural Parts[C]. Proceedings of the 7th International Conference of Asian Society for Precision Engineering and Nanotechnology(ASPEN 2017), 2017.
- [5] 【国内会议：论文 + 口头报告】Qirong Zhang, Xin Jin. A new characterization method for 2D CM Error Domain[C]. 第十五届（2019）机械工程全国博士生学术论坛, 2019.
- [6] 【发明专利：实审中】金鑫（导师），张棋荣，胡廷智，张之敬，肖木峥. 面向于多种结构特征的多自由度宏微结合集成检测装置 [P]. CN107152915A
- [7] 【发明专利：实审中】金鑫（导师），张棋荣，史玲玲，尚可. 一种质心测量误差表示方法 [P]. 201910657160.6
- [8] 【发明专利：实审中】金鑫（导师），张棋荣，尚可，史玲玲. 一种面向于质心测量的传感器精度快速选择方法 [P]. 201910656111.0
- [9] 【发明专利：已受理】张棋荣（主要贡献者）. 一种用于弹用冲压发动机的质

## 量质心测量方法

## 致谢

本论文的工作是在导师金鑫教授的指导下完成的。首先需要感谢金鑫老师的指导。金老师是顶好的老师。项目中遇到的技术问题和金老师一起细致讨论，遇到问题金老师耐心解答，一起熬夜准备汇报材料，一起全速赶飞机。有金老师感觉做事情有底。

同样需要感谢微小型制造技术研究所。感谢张之敬老师、肖木峰老师、徐允谦老师等一路的提携、帮助与指导。感谢三年来一起共事的师兄师姐师弟师妹们。感谢和郭欢师兄一起讨论技术、研究算法的时光。咱们实验室团结、和谐、兼容并包。咱们实验室的感觉，每次回味起来就俩字，美好。

当然，我要感谢北京理工大学，这更大一层环境的进一步抽象。七年以来一直在学校的庇护下，学习、成长。上学真好，能在学校里真好，当学生真好。真想一辈子十九岁。

当然也要感谢我的好朋友，感谢詹盛华同学的一直以来的帮助。

最后也是最重要的，要感谢我的家人。感谢我的爸爸妈妈，以及亲人们给我的最坚实的支支持。

## 作者简介

张棋荣，男，1994年生人。研究方向为点云处理算法。

2013年-2017年在北京理工大学机械工程专业就读，获工学学士学位；2017年-2020年在北京理工大学机械工程专业就读，获工学硕士学位。

布衣少年。年少好学，爱智慧。

初中任数学课代表兼任物理课代表，年级前一二，不学无术，间或自视甚高。初中某一日中午回家，未出校门，自西向东行走，不知怎的想抬头，仰头看见半空南面，有一飞碟。

高中任物理课代表。高中一年级好舞，晚自习期间自蹈自乐。高中一年级发现级数展开，老师指出傅里叶早已提出。高中一年级放弃计算机竞赛，高中二年级放弃化学竞赛，高中二年级放弃追求数学。高中三年级凭借稳重的态度考取北京理工大学。

大学期间。本科一年级好手语，张扬跋扈。二年级好读书，不求甚解。三年级学习知识，图书馆二层孔子像处，写作业看哲学看诗。看完图书馆所有近代诗的书后，觉无趣，遂不再看。四年级要乐，发现世界的事情不只是做题。做毕设。对比赛没有兴趣。毕设参加了比赛，获了奖，人生第二次参加比赛。研究生期间，一年级出了国。对著文立说没有兴趣。二年级，做项目，发现事情难做。看文章，发现文章难看。做仿真，发现仿真难做。做算法，发现算法难做。做饭，发现做饭还有点意思。三年级，找工作，发现工作难找。发论文，发现论文难发。写论文，发现论文难写。

从最初爱重言式，到后来重点研究关系，到现在认为流程最重要。未来继续学习算法，纪昀收集故事，棋荣收集算法。流程自动化是人生的一个目标。

世界很大。山外有高山，楼外有高楼，人外有高人。继今所见，皆美善真。

人生一段，道路以目。笔笔真情致，笔笔真绝响。生命短暂，江湖再见。

棋荣，在偶然而在而估计再不会在的地方，2020031323:43