

# 上海交通大学

SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

## 学士学位论文

BACHELOR'S THESIS



论文题目: 曲面构件多轴超声扫描路径仿真过程可视化

学生姓名: 王子卓

学生学号: 518020910187

专    业: 机械工程

指导教师: 张扬

学院(系): 机械与动力工程学院

---

# 上海交通大学

## 本科生毕业设计（论文）任务书

论文题目： 曲面构件多轴超声扫描路径仿真过程可视化

---

执行时间： 2021 年 12 月 至 2022 年 05 月

---

教师姓名： 张杨 职称： 讲师

---

学生姓名： 王子卓 学号： 518020910187

---

专业名称： 试点班-机械工程

---

学院(系)： 智能制造研究所

---

## 毕业设计（论文）基本内容和要求：

- 1) 对基于导轨机器人的曲面构件超声扫描路径仿真过程进行充分的调查研究和分析。明确包括但不限于构件曲面、机器人位置姿态、伪彩色显示等仿真数据类型与数据结构，了解机器人运动过程碰撞检测原理与相关算法。
- 2) 分析不同的曲面几何表达、机器人运动、伪彩色方法的优缺点，查阅参考相关论文、专利，并在企业方和校方指导下，进行编程算法复杂性、可视化效果综合评价，确定可视化具体方案。针对不同类型数据，确定规范的数据预处理-三维建模-绘制与显示流程，提供视图平移、放大、旋转等功能。
- 3) 由于工件形状复杂，且待检测工件数量较大。在大型航空曲面构件的超声无损检测过程中往往采用不完全装夹法进行反复装夹。于是每次重复装夹后都需要重新进行采样-重构-路径规划的步骤。导致检测时间延长，检测效率下降。同时，由于一批工件间形状差距可以忽略，每次重新装夹后，扫描路径坐标系与机器人实际运动坐标系发生了偏移。因此，只需要重新匹配两坐标系内的点云，即可避免重复采样-重构-生成路径的步骤。另外，点云匹配时的运算量很大，同时对匹配的精度和效率都有较高的要求。因此，需要分析不同的点云匹配策略与算法的优缺点，选择适用于超声扫描过程中的构件定位算法。
- 4) 基于 VC+OpenGL 的图形显示编程，实现曲面构件超声扫描路径仿真过程可视化。
- 5) 针对典型的大型曲面构件,展开测试实验。

毕业设计（论文）进度安排：			
序号	毕业设计（论文）各阶段内容	时间安排	备 注
1	开题	2021-12-26 至 2022-01-04	
2	基于 VC+OpenGL 的仿真可视化编程	2022-01-05 至 2022-03-27	
3	超声扫描构件定位	2022-03-27 至 2022-04-27	
4	超声扫描仿真试验	2022-04-27 至 2022-05-05	
5	论文撰写	2022-05-06 至 2022-05-15	

**课题信息：**  
 课题性质：设计 论文✓  
 课题来源\*：国家级 省部级 校级 横向 预研✓  
 项目编号 2022139  
 其他

指导教师签名：
 

2022年      1月      6日

学院（系）意见：

同意

负责老师签名：

梁志平

2022 年 1 月 6 日

学生签名：

王子婷

2022年 1月 6日

# 上海交通大学

## 学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文《曲面构件多轴超声扫描路径仿真过程可视化》，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：王子卓

日期：2022 年 6 月 23 日

# 上海交通大学

## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权上海交通大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在\_\_\_\_年解密后适用本授权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

（请在以上方框内打“√”）

学位论文作者签名：王子卓

指导教师签名：张杨

日期：2022 年 6 月 23 日

日期：2022 年 6 月 23 日

## 曲面构件多轴超声扫描路径仿真过程可视化

### 摘要

控制产品质量的重要手段之一的超声无损检测技术,近年来,它的使用频率逐渐增加、发展逐渐加快,已经成为最常用的无损检测方法。随着材料、结构、工艺的创新及其应用逐渐增加,超声检测可以支持检测越来越复杂的工件几何形状,于是当前的超声自动化检测技术面临着新的挑战。针对,复杂形状大型航空曲面工件的自动化超声 C 扫,其主要的发展方向,是提高检测精度,效率与系统自动化程度。

本项目围绕飞机机身头部蒙皮工件的超声自动化 C 扫展开,为了直观显示超声扫描数据,方便仿真、纠错,有必要采用数据可视化技术作为超声检测系统的理论指导。同时,由于扫描路径规划计算基于零件坐标系,而实际扫描运动基于机器人坐标系,二者不重合,实际控制过程中,需要将路径点的位姿信息转化为机器人运动坐标系下的位姿信息。因此,本项目还针对坐标系匹配算法展开了研究。

本项目的内容包括:(1)针对规划得到的扫描路径所基于的零件坐标系与机器人运动坐标系存在不匹配的问题;采用 PCA (Principal Component Analysis) 主成分分析法求解点云主轴进行粗匹配,同时采用基于 SVD 奇异值分解法的 ICP (Iterative Closed Point) 算法进行点云精确匹配;精确匹配了两坐标系获得其变换矩阵。(2)针对计算得出的扫描路径格式为矩阵,无法直观认识路径模型的问题;本项目采用基于 OpenGL 的体绘制方法进行扫描路径点云可视化展示,采用交换缓冲区方法进行扫描路径动画模拟;达成了以 3D 视角观察路径点云的效果。最后,以机身头部蒙皮工件为例进行了仿真验证。

**关键词:** 可视化, 点云匹配, ICP, PCA, OpenGL



# VISUALIZATION OF MULTI-AXIS ULTRASONIC SCANNING ROUTE SIMULATION FOR CURVED PARTS

## ABSTRACT

Unharmful ultrasonic testing technology has become an important method for product quality control. It is the most used harmless testing method that has been also developed the fastest. As more and more materials, structure and technology are showing up, the geometric structure of testing items has been more complicated, which has triggered new requirements for automatic ultrasonic testing. How to raise its accuracy, efficiency and automaticity has been a major part in automatic ultrasonic scanning of big aero parts with complicated structure.

This project expands with C scan of parts with complicated structure and composite materials. In order to display scanned data directly, and to simplify scanning simulation and error correcting, it is necessary to introduce data visualization technology as a guideline of ultrasonic scanning system. Also, for the scanning route calculated is based on reformed curve coordinate system, while the scanning movement is based on robot coordinate system which is not the same as before, the calculated route data should be transformed into robot coordinate system. Thus this project also involves the paring method of different coordinates.

This project includes : (1) To solve the problem of calculated route points not being in robot coordinate system, PCA and ICP are used to first roughly match the two coordinates and then precisely match the two systems. (2) To solve the problem of all calculated results are saved in numbers that cannot guarantee direct knowledge of the route, OpenGL is used to visualize the point clouds. Also switching buffers are used to simulate the movement of the robot so that the route can be displayed in 3D. Finally, simulation verification was conducted with a fuselage skin of head of airframe.

**Key words:** visualization, point cloud matching, ICP, PCA, OpenGL

# 目 录

第一章 绪论	1
1.1 项目背景	1
1.2 超声检测可视化技术现状	2
1.2.1 数据可视化技术	2
1.2.2 科学计算可视化的分类	2
1.2.3 可视化的流程	2
1.2.4 超声检测数据的可视化	2
1.2.5 超声检测数据可视化的处理方式	2
1.2.6 3D 数据场可视化方法	2
1.3 零件定位算法研究现状	3
1.3.1 点云匹配概述	3
1.3.2 ICP 算法的概述	3
1.3.3 ICP 算法的步骤及其改进形式	3
1.4 本章小结	4
第二章 机器人超声扫描系统中的曲面构件定位	6
2.1 引言	
2.2 机器人超声扫描过程中的零件定位需求	6
2.2.1 刚体位姿及其基本变换	6
2.2.2 曲面构建定位的数学描述	6
2.3 基于模型的零件粗匹配	7
2.3.1 主成分分析法 PCA	8
2.3.2 粗匹配算法的程序实现	8
2.4 基于 ICP 的零件精确定位	9
2.4.1 ICP 算法原理	9
2.4.2 精确定位算法实现	10
2.5 采样基准点的选取	12
2.5.1 采样基准点选取的一般方法	12
2.5.2 PCA 对采样基准点选取的影响	13
2.5.3 ICP 对采样基准点选取的影响	14
2.6 本章小结	15
第三章 机器人超声扫描可视化与仿真	16
3.1 引言	16
3.2 基于 OpenGL 的点云数据可视化	16
3.2.1 几何绘制方法	16
3.2.2 伪彩色方法	17
3.3 可视化软件	18
3.3.1 软件的基本流程	18



3.3.2 扫描过程仿真可视化-----	19
3.4 本章小结-----	20
第四章 航空曲面工件超声检测与仿真-----	21
4.1 机身头部蒙皮的定位计算-----	21
4.2 扫描路径仿真可视化-----	23
4.3 本章小结-----	23
第五章 总结与展望-----	24
5.1 全文总结-----	24
5.2 工作展望-----	24
参考文献-----	26
谢辞-----	28

## 第一章 绪论

### 1.1 项目背景

复合材料与金属材料相比具有比重小、比强度高、比模量大等优点,在制造业各个领域都有广泛应用。尤其是在它进入航空领域以来,逐渐成为航空器制造中不可缺少的主要材料。比如,我国国产大飞机 C919 的复合材料使用率约为 30%<sup>[1]</sup>。然而,复合材料构件在生产过程中,不可避免会产生分层、气泡、脱胶、夹杂等缺陷<sup>[2]</sup>。这些缺陷会使得复合材料的强度、刚度、抗疲劳能力等性能被不同程度地减弱。尤其是应用在航空领域内时,可能造成无法挽回的后果。于是,很有必要对航空材料构建进行无损检测,其中覆盖范围需要为全覆盖。

采用超声波的无损检测方法由于其结果显示比较直观、检测速度较快,近年来逐渐被更多地纳入被航空工件等大型构件的无损检测方法。20 世纪 30 年代,超声波技术逐渐向图像化、自动化以及数字化方向发展。20 世纪 40 年代,美国推出了脉冲回波式超声检测仪。随后,随着超声波无损检测器械不断推陈出新,其逐渐成为了各个领域内最常用的缺陷无损检测技术。近几年的发展中,随着发展中心转移向信息技术,越来越多智能化测试技术,例如人工智能技术、现代传感技术、神经网络算法,被超声波无损检测技术所吸收。导致其逐渐变得更加智能化。其表现形式包括,可以通过超声波无损检测机器进行产品的实时监控,可以识别并筛选缺陷产品,从而提高生产质量和效率<sup>[3]</sup>。

超声波指频率大于 200kHz 并连续在介质传播的机械波。超声波无损检测技术的检测对象是超声波与待测工件的相互作用对超声波传播的影响。一般情况下,超声波在工件内部会慢慢衰减或者被工件结构折射开,然而一旦待测工件存在缺陷,会导致缺陷位置的介质特征或者缺陷附近的超声波传播方向发生改变,改变后的超声波信息会由超声波无损检测仪器采集并进行处理。通过现代信息数据处理,可以评价待测工件的缺陷及缺陷附近的性能变化<sup>[4]</sup>。

近年来,三维激光扫描技术成为热点,导致点云数据这一存储格式进入了考虑范围。点云数据的存储十分方便,且针对其进行计算十分灵活,近些年已经成为了一种重要的元数据存储格式。针对点云数据的计算算法中,一种重要技术,点云逆向重建技术也在不断地发展,不仅局限于激光扫描技术,超声无损检测技术也在逐渐将点云数据及其计算纳入智能化发展范畴。由于超声无损检测技术的对象一边含有复杂曲面,针对超声检测的点云数据的逆向重建技术也成为了一个新的挑战<sup>[5]</sup>。

纵观近年来开发的现代超声无损检测系统,其数据现实模块与数据采集模块已经是较为分离的两部分,同时为了智能系统模块化发展,他们也逐渐变得更加相互独立。因此,需要使用科学数据可视化技术作为超声无损检测技术的理论指导。从而促进可视化技术的发展,增加检测系统以及检测人员对超声检测数据的全方位认识能力。同时,采用科学数据可视化技术,可以增加数据处理识别的手段,提高超声无损检测系统的效率与检测精度。最后,采用可视化技术可以淘汰硬件展示超声数据,降低超声无损检测系统的研发与制造成本。

另一方面,超声无损检测系统的定位装置,受到工件本身复杂结构的影响,设计难度交大,因而多采用不完全定位的装夹方法。同时,由于待测工件数量较大,需要反复进行装夹作业。因此机器人运动坐标系下的待测工件位置,每经过一次装夹都会相对重构模型坐标系

发生旋转与位移。因此,有必要采用点云匹配计算的方法,使得每次重新装夹后,仅需进行少量采样,即可重合运动坐标系与模型坐标系。

## 1.2 超声检测可视化技术现状

### 1.2.1 数据可视化技术

科学计算可视化是当前计算机科学的一个重要研究方向。其首次提出是在 1987 年, B. H. McCormick<sup>[6]</sup>的团队在报告中引入了科学计算可视化这一概念。这一技术的核心思想是将科学计算过程中的中间结果的数据,转换为可以直接观察的得到的信息,并在终端进行展示,同时开放用户进行与数据交互进行处理,从而辅助检测人员与检测系统全面认识计算数据。

### 1.2.2 科学计算可视化的分类

科学计算可视化一般有如下三类:

- 1) 后处理,即在检测完成或计算结束后对文件中存储的静态数据进行处理,并用几何图形的方法进行展示。
- 2) 实时处理,即随着检测或计算过程的进行,通过图像方法实时观察数据。
- 3) 实时交互处理,即在实时处理的基础上,还可以直接在修改原始数据,或者算法的各项参数。

### 1.2.3 可视化的流程

可视化的流程最早由 R. B. Haber<sup>[7]</sup>, 提出,他定义的四个步骤如下:

- 1) 过滤,筛选计算所需要的数据。即从采集得到的原始数据集中,筛选计算中不需要的无关数据。
- 2) 映射,创建元图素。即为筛选后的计算数据,赋予可以直接进行可视化展示的图素类型。
- 3) 绘制,将图素转换为图像。即为各个图素赋予颜色、纹理等特征,并于显示器绘制。
- 4) 反馈,展示图像。这一步需要检测人员介入进行数据分析和研究,同时与可视化界面进行更多交互。

### 1.2.4 超声检测数据的可视化

根据人机交互理论,人与系统之间的信息交换过程中最有效的方式就是图形和可视化方式。因此在处理超声检测规划路径的数据时,有必要将点云数据转换为可视的图像数据,同时,对超声图像进行优化和改善也相当重要。针对这一方向的研究,一方面可以辅助超声无损检测智能化进程,增加系统与检测人员对超声数据的理解能力;另一方面也可以促进显示技术的发展,使得图像表现形式进一步增加。

### 1.2.5 超声检测数据可视化的处理方式

可视化技术完成数据到图像的转变,可以在三个层次上实现,因此分为三种处理方法:

- 1) 事后处理。即在一检测工作结束后,对静态的超声数据进行可视化处理与展示。由于计算与采样均已完成,用户可以进行的交互为修改成像特征值与选择成像方法。
- 2) 跟踪处理。即在检测过程中,使用回波峰值为成像特征值进行跟踪可视化展示。用户的交互方法为选择提前终止扫描流程。
- 3) 驾驭处理。即在检测过程中,用户可以修改各种检测参数,包括运动机构的参数、水流大小等,从而采集所需要的检测数据。

### 1.2.6 三维数据的可视化

#### 1) 几何方法

使用原始三维数据直接构造中间元素,并以三维几何形状实现可视化图像的输出的方法被称为几何方法。其特点为可以提供鲜明准确的展示图像,且展示效率较高。其缺陷为对原始数据的保留不足,以及无法展示几何元素内部与外部的信息。一般可视化展示矢量场会采用这种方法。

#### 2) 颜色方法

颜色方法。即使用区域填充法来展示区域内的数量特征，一般用于展示某个观察面上的信息。一般采用灰度或彩色颜色表建立系统颜色与数据的映射关系。

### 3) 体绘制方法

直接由三维数据产生可视化图像，使数据场在设置的光照环境呈现出不同的纹理和颜色，以此反映场的信息<sup>[8]</sup>。

## 1.3 零件定位算法研究现状

### 1.3.1 点云匹配概述

在超声检测过程中，为了避免因为多次装夹与不完全装夹导致模型坐标系与运动坐标系不匹配问题，需要采用自动配准技术进行两坐标系匹配计算。自动配准技术，是采用科学计算算法，计算并消除两片点云之间的位移与旋转，从而实现两片点云的重合。其实质是把不同坐标系下的点云数据进行坐标变换以使两组点云重合。其运算目的，就是求出表示两点云间坐标变换的旋转矩阵  $R$  与平移矩阵  $t$ 。现阶段，被采用的自动配准技术都包括粗配准与精确配准<sup>[9]</sup>。其中粗配准，即对点云数据的预处理，大致将不同坐标系下的点云进行匹配，其目的在于缩小点云间的位姿误差，通过改善初值避免精确匹配陷入局部最优，同时降低迭代次数，提高匹配效率。常用的粗配准方法包括转台法<sup>[10]</sup>、标签法<sup>[11]</sup>和曲面特征法<sup>[12]</sup>等。精确配准需要对粗配准后的点云数据，通过迭代算法使得点云之间的误差函数达到最小。常用的精确配准方法为迭代最近点法及其优化算法。

杨现辉<sup>[13]</sup>等人提出了一种基于主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 的初始匹配算法。这种算法通过对点云数据进行降维，可以快速得到旋转矩阵  $R$  与平移矩阵  $t$ 。精确配准最常用的算法是迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 法<sup>[14]</sup>。近年来 ICP 及其各种改进算法一直匹配计算领域的研究热点。为了适用不同数据类型和格式，出现了不同的改进 ICP 算法。Rusinkiewicz 等<sup>[15]</sup>对 ICP 算法进行了阶段划分，并按照对各种改进 ICP 算法进行了分析比较。谢则晓等<sup>[16]</sup>基于目前存在的各项改进算法更新了 ICP 的阶段划分方法，这四个阶段分别为：原始数据采样；对应点集确立；去除错误对应点对；坐标变换矩阵求解。

### 1.3.2 ICP 算法的概述

获得待配准的两点云后，ICP 算法需要首先确定待匹配点云  $P$  及其点的个数  $n$ ，以及模型种提取的与  $P$  大小相同的对应点云  $Q$ 。通过各类最小二乘算法，比如单位四元数法，可以计算出点云  $P$  到点云  $Q$  的坐标变换矩阵  $(R, t)$ 。找出使得误差函数最小的  $(R, t)$  即为求解完毕。其中，误差函数为：

$$E(R, t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \|q_k - (R_{p_k} + t)\|^2 \quad (1-1)$$

ICP 算法的优点位其算法的简单与直观，外加可以提供良好的匹配精度。然而其缺陷在于算法运行速度不稳定，且其计算结果受到初始变换、迭代参数的影响较大，容易导致陷入局部最优的情况。

经过研究，采用粗配准技术进行点云数据预处理，可以提供较好的初始变换，从而使得迭代计算正常运行，避免局部极值导致的精度下降。同时还可以有效降低算法时长并提升配准效率。

### 1.3.3 ICP 算法的步骤及其改进形式

ICP 算法一般包括以下四个步骤：

#### (1) 对原始点云数据进行采样

由于工件装夹位置改变，因此配准前需要在机器人运动坐标系下进行采样点采集。同时，对于大型点云，还需要进行降采样减少点云个数，从而提高匹配速度。目前常用的采样方法



有均匀采样<sup>[17-18]</sup>，随机采样<sup>[19]</sup>和法矢采样<sup>[15]</sup>等。其中均匀采样与随机采样分别是按照一定步长进行采样以及随机选择采样点采样，这两种算法较为简单直观，但是由于很可能丢失曲面的关键特征，仅在少数场合可以适用。而后者，可以保证尽可能地保留点云的曲面特征。此外，Gelfand<sup>[20]</sup>等提出一种基于协方差矩阵的采样方法。对法矢采样方法进行了扩展，可以进一步确保采样对特征的丢失降低。

#### (2) 确定初始对应点集

一般 ICP 算法确定对应点的方法有三种：点到点<sup>[14]</sup>、点到投影<sup>[21-22]</sup>与点到面<sup>[23]</sup>。点到点算法较为简单，然而这种算法得到的对应点对中可能存在大量错误对应点对，导致 ICP 算法更容易陷入局部最优，因此需要改良。点到投影算法省略的对应点的计算步骤，因而无法达到较高的配准精度。点到面算法的精度在三种中最高，也不容易陷入局部最优，不过其计算速度最慢。Park<sup>[24]</sup>等将点到投影算法于点到面算法进行结合，提出了新的点到面算法。结合了点到投影的速度优势与点到面的精度优势，很好的满足了匹配算法的需求。

#### (3) 去除错误对应点对

在迭代过程中，尤其是迭代初期，对应点集中可能会出现不正确的对应点对。极端情况下，初始点对中可能每一组都是错误点对。因此需要研究对筛选错误点对的方法。下面介绍几种典型方法。

1) 基于曲面几何特征的筛选。由于同一物体在不同坐标系内的曲面几何特征不会改变，因此可以使用曲率等曲面几何特征进行错误点对的筛选。这种方法可以确保较高的对应正确率。但是当待测工件的曲面特征并不明显时，筛选方法容易失效；同时这种方法计算时间较长。Sharp 等<sup>[25]</sup>提出一种 ICPIF (Iterative Closest Points using Invariant Features) 算法。此算法使用被测物体的欧氏空间不变量确立对应点对。达到了极高的对应点点集正确率，极大程度降低了局部最优解的可能。

2) 基于刚体运动一致性的筛选。刚体在运动过程中，待测工件的重叠区域内对应点不会改变。于是可以使用对应点间的距离等相关关系进行筛选。这种方法较为简单，且效率更高。但是一旦对应点集错误点对较多，就容易失效。Pajdla 等<sup>[26]</sup>提出了一种 ICRP (Iterative Closest Reciprocal Point) 算法，可以实现基于刚体运动一致性的筛选。

#### (4) 坐标变换求解

获得较为正确的对应点集后，ICP 算法一般采用最小二乘法求解坐标变换矩阵。一般有以下四种方法：单位四元数法、奇异值分解法 (SVD)、正交矩阵法和偶四元数法。Eggert 等<sup>[27]</sup>通过研究其精度与效率，发现这 4 种方法的性能基本等价。

## 1.4 项目概述

本项目围绕企业给定的大型航空曲面件超声扫描系统进行展开，本文总体框架如图 1-1 所示。本项目围绕一块给定的飞机头部蒙皮展开，研究内容包括：采用粗匹配与精确匹配结合的方法，将重构计算得到的曲面模型坐标系与机器人运动坐标系进行匹配计算；采用 OpenGL 的 3D 模型绘制功能进行规划路径点云的可视化展示，并绘制虚拟探头模拟扫描路径。

第一章介绍了项目的研究背景与意义，对点云匹配算法、科学计算可视化等技术进行了概述，并分析了各项方式的不同特点，最后说明了论文的思路和主要研究内容。

第二章对点云匹配算法进行了研究。为了避免精确匹配计算陷入局部最优解，同时提高匹配计算效率，采用了 PCA 主成分分析算法进行点云粗匹配计算；为了使坐标系匹配误差满足要求，采用了基于奇异值分析法的 ICP 算法进行点云精确匹配；同时根据测试结果，采用控制变量法，决定了采样基准点的采样方法。

第三章对超声扫描数据可视化进行了研究。为了直观清晰的观察规划路径点云并进行初步的缺陷分析,采用了体绘制与伪彩色绘制两种方法进行点云模型绘制,针对两种方法效果进行了对比与讨论;为了直观观察规划路径并分析其缺陷与合理性,基于 openGL 编写了虚拟探头的路径仿真模拟动画,以此为基准对规划路径进行了初步评估。

第四章围绕给定实例展开,针对机身头部蒙皮,进行了坐标系匹配计算,并采用体绘制方法可视化展示了扫描路径,同时采用路径模拟仿真,对其进行了初步评价。

第五章对全文的工作进行了总结与展望,回顾了全文内容并对后续工作提出了一些初步的设想。

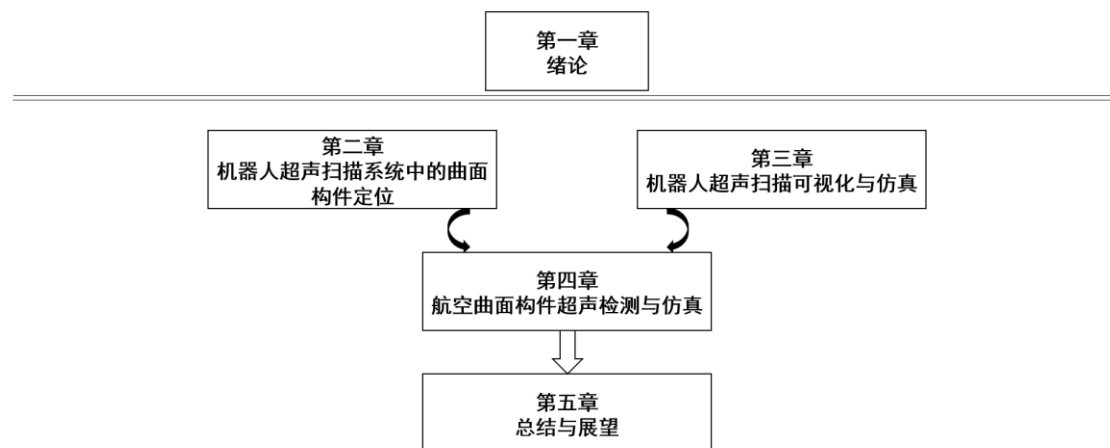


图 1-1 论文总体结构框图



## 第二章 机器人超声扫描系统中的曲面构件定位

### 2.1 引言

大型航空曲面件的超声无损检测中,由于工件形状复杂,且待检测工件数量较大。往往采用不完全装夹法进行反复装夹。于是每次重新装夹后,都需要重复进行采样-曲面重构-路径规划计算的步骤,导致检测效率低下。

为了避免这一问题,本章节针对扫描路径坐标系与机器人运动坐标系不匹配的问题展开研究。提出了曲面构件定位的方法,其基本流程如图 2-1 所示。首先对重新装夹后的工件进行测量点的采样,获取待匹配点云;对规划路径点云与待匹配点云进行粗匹配,完成预处理;对粗匹配后的点云进行精确匹配,获得两坐标系间的变换矩阵。

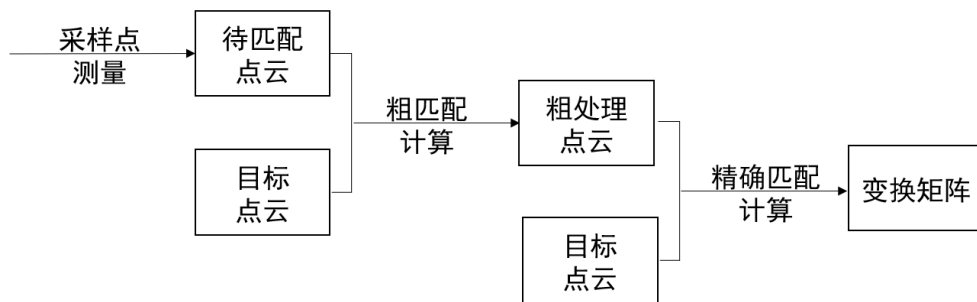


图 2-1 曲面构件定位的一般方法

### 2.2 机器人超声扫描过程中的零件定位需求

本项目采用 ABB-IRB2400 机器人进行扫描运动,其控制方式为逐个输入探头需要前往的位置坐标与姿态向量。因此,需要对路径规划得到的点云进行坐标变换以匹配机器人运动坐标系。

#### 2.2.1 刚体位姿及其基本变换

根据线性代数理论,一个笛卡尔坐标系内的空间任意一点,都可以用一个  $3 \times 1$  的向量表示。对于空间内任意刚体,确定其位姿需要同时确定其空间位置与相对位姿。其中,位姿指的是刚体局部坐标系相对于全局坐标系的角度变化。

计算刚体的姿态时,首先令全局的笛卡尔坐标系为  $\{A\}$ ,在待确定位姿的刚体上选择一点固定局部坐标系  $\{B\}$ 。其次,通过坐标系  $\{B\}$  可以确定其相对  $\{A\}$  的方向余弦,方向余弦组成的一个  $3 \times 3$  的矩阵  $R$ ,就是两坐标系间的旋转变换矩阵。因此,空间内刚体的姿态,可以用一个矩阵来表示。同样的,通过对比两坐标系原点,可以得到  $3 \times 1$  矩阵  $t$ ,也就是平移变换矩阵。通过变换矩阵  $(R, t)$ ,可以完整表示刚体在空间内的位姿。

空间中两个坐标系之间有三种变换。基础的两种是变换平移和旋转,以及其二者的结合,

复合变换。平移变换，是坐标轴方向相同但原点不重合的两个坐标系的变换。使用矩阵来表示坐标系{B}的原点在{A}中的位置。那么可以表示为

$${}^A P = {}^B P + {}^A P_B \quad (2-1)$$

同理，旋转变换，是两个具有重合原点但坐标轴方向不同的坐标系的变换。令旋转矩阵为R。那么同样用矩阵来表示点P的变换如下：

$${}^A P = {}^A R {}^B P \quad (2-2)$$

最后，复合变换，是两个原点不重合且姿态不同的坐标系的变换，可以表示为：

$${}^A P = {}^A R {}^B P + {}^A P_B \quad (2-3)$$

本项目中，将点云间的变换均视作符合变换，同时求解其旋转矩阵与位移矩阵。

### 2.2.2 曲面构件定位的数学描述

假设待检测曲面构件每次装夹时的装夹变形为0，于是检测时可以把它看作一个理想刚体，将它变换空间位置后，前后的模型具有刚体位移关系。我们假设机器人坐标系为坐标系1，为(x1,y1,z1)，重构曲面及规划路径坐标系为坐标系2，为(x2,y2,z2)。同时，假设扫查坐标系0，为(x0,y0,z0)。假设两个坐标变换矩阵(R1,t1)与(R2,t2)，分别表示坐标系1到0与坐标系2到1的位姿变换。于是，在规划路径坐标系内任意取一点qi，设Q为其在坐标系1内的坐标。那么其在机器人运动坐标系内的对应点pi的坐标在坐标系2内同样为Q。不过，超声测量中，所得的所有点坐标都在扫查坐标系下。记pi, qi的在扫查坐标系下分别为p, q，由如下论证。

机器人坐标系下的点Q在扫查坐标系中坐标为：

$$Q^1 = R_1 Q + t_1 \quad (2-4)$$

规划路径坐标系下的Q在扫查坐标系中坐标为：

$$Q^2 = R_1(R_2 Q + t_2) + t_1 \quad (2-5)$$

将公式2-2带入公式2-1，可以得到：

$$Q^2 = R_1 R_2 R_1^T Q^1 - R_1 R_2 R_1^T t_1 + R_1 t_2 + t_1 = R Q^1 + t \quad (2-6)$$

即，p与q之间同样存在假设的位姿变换关系(R,t)。

由此可得，规划路径坐标系，可以由扫查坐标系下的机器人运动系位姿，通过位姿变换矩阵得到。同时，一般情况下，机器人坐标系与扫查坐标系相互重合。

因此，重定位曲面构建，就是在重新装夹后，仅测量工件上的上述点。通过科学计算算法，获得新的工件坐标相对重构路径坐标系的变换矩阵。同时，得到的变换关系应满足以下最小二乘函数：

$$\xi = \sum_{i=1}^n \|y_i - (R x_i + P)\|^2 \quad (2-7)$$

然而，在进行复杂形状工件超声检测时，匹配误差在不同位置对超声信号的影响不尽相同。在形状变化较大处，匹配误差的影响一般较大。因此引入权值参数 $\omega_i$ 来表示不同测量点位置的精度需求。根据权值参数修正得到的函数如下：

$$\xi = \sum_{i=1}^n \omega_i \|y_i - (R x_i + P)\|^2 \quad (2-8)$$

令：

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i^2 y_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i^2}, \quad \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i^2 x_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i^2} \quad (2-9)$$

其中，再令

$$x'_i = x_i - \bar{x}, \quad y'_i = y_i - \bar{y} \quad (2-10)$$

则公式(2-7)可以改写为

$$\xi = \sum_{i=1}^n \omega_i^2 \|y'_i - R x'_i\|^2 \quad (2-11)$$

引入奇异值分解法，求解  $R$ ，过程如下：

对  $H$  进行奇异值分解可以得到

$$H = U \Lambda V^T \quad (2-12)$$

于是所求的旋转矩阵  $R$  如下

$$R = VU^T \quad (2-13)$$

而平移矩阵  $t$  可以通过旋转矩阵求解得到。

$$P = \bar{y} - R\bar{x} \quad (2-14)$$

## 2.3 基于模型的构件粗匹配

由于精确匹配算法对初始位置的要求较高，为了避免初始错误点对太多而陷入局部最优解，同时提高匹配计算效率和精度，需要进行点云粗匹配，预处理点云数据。

本项目中的曲面工件定位预处理过程，只要求重构曲面坐标系与机器人运动坐标系大致重合，以方便后续的精确匹配计算，因此精度要求不高，于是，采用 PCA 主成分分析法进行粗匹配。这种方法原理简单、操作简便，可以实现坐标系的快速粗匹配计算。

### 2.3.1 主成分分析法 PCA

为了保证超声检测的精度，规划路径时一般会生成海量点云数据。为了提升匹配效率，需要在减少其中点云个数的同时，保留更多的工件几何特征。由于路径点云中，多数点存在着相当的相互关系，因此可以将与附近点较为相关的点坐标剔除，仅保留较为特殊的点坐标。就可以达到降低点云个数的目的。主成分分析，就是这样一种保留数据主要特征的数据降维算法。

PCA (Principal Component Analysis) 主成分分析法，是现阶段使用最广泛的数据降维算法。PCA 的主要思想是获得数据集主轴，也就是一组  $k$  维的正交向量根据原始数据求得的正交基的前几组向量，就包含了绝大部分的方差的数据，于是可以实现数据的筛选。

PCA 算法求主轴的步骤是：

(1) 读取点云数据：

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (2-15)$$

(2) 对点云数据进行去中心化：

$$x_{fi} = x_i - \bar{x} \quad (2-16)$$

(3) 计算协方差矩阵：

$$\frac{1}{n} X_f X_f^T \quad (2-17)$$

(4) 用特征值分解方法求协方差矩阵的特征值与特征向量

(5) 选择  $k$  个最大特征值对应的特征向量，将其组成特征值矩阵  $P$ 。 $P$  即为代求的主轴方向。

### 2.3.2 粗匹配算法的程序实现

本项目的粗匹配算法在 matlab 环境下编写。算法流程图见图 2-2。

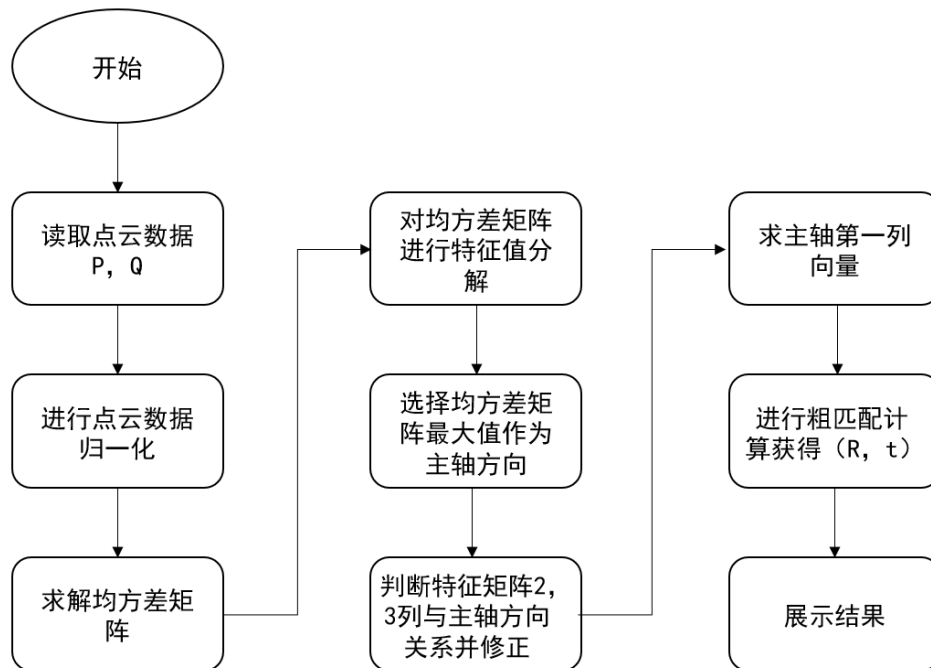


图 2-2 粗匹配算法流程图

值得注意的是，由于点云数据为  $n \times 3$  矩阵，因此均方差矩阵为  $3 \times 3$ ，且特征向量阵也为  $3 \times 3$ ，等价于通过特征值分解，直接筛选出了需要的维度数据。同时，为了进行粗匹配，仅进行降维计算不足以求解位姿变换矩阵。因此，本项目首先选择均方差矩阵的最大值作为参考主轴方向，提取了特征向量阵的后两列作为主轴方向并将其与均方差最大处部分判断正负情况并修正。然后通过两主轴方向进行叉乘其计算得到另一主轴方向。当分别获得两点云主轴方向后，首先进行旋转矩阵的求解。然后将两点云的其中一个进行旋转变换成为新坐标中点，将其与零一点云中点进行作差可以得到唯一变换矩阵。图 2-3 展示了一组基于 PCA 的粗匹配的示例。

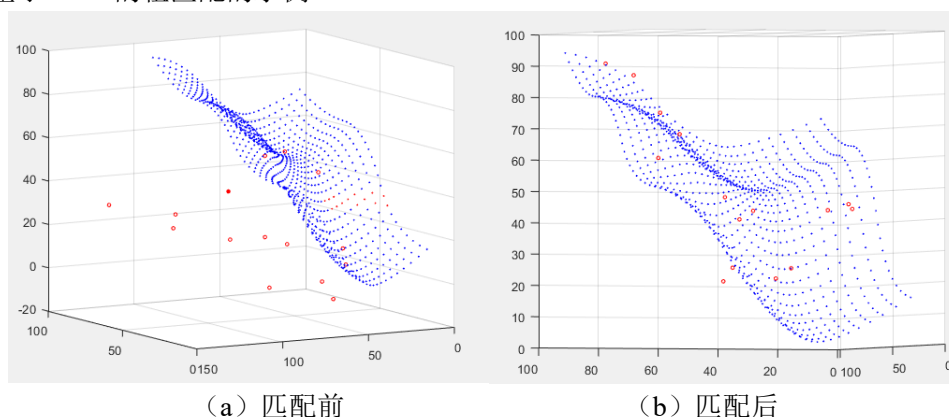


图 2-3 粗匹配前后的点云图像

## 2.4 基于 ICP 的构件精确定位

经过粗略匹配，2 组点云大致重合，但是并未达到匹配的精度要求。因此，还需要对点云进行精确匹配来判断并尝试缩小匹配误差。本项目采用 ICP (Iterative Closed Point)

算法来进行点云的精确匹配。

#### 2.4.1 ICP 算法原理

ICP 是目前国内外最常用的精确配准方法，其核心目标，是使得误差函数（1-1）达到允许范围内。其主要阶段包括：点云数据采样；对应点集确立；错误对应点对去除；坐标变换求解。本项目采用点到点方法进行对应点集选取，而坐标变换的求解，采用了奇异值分解法。

对待配准点云  $P$  对应于模型点云  $X$ 。其的对应点集满足以下条件：对  $P$  中每一个点  $p_i$ ，都存在一个唯一的  $X_i$  与之对应。旋转矩阵  $R(q_R)$  可以通过两点之间的旋转变换向量求得。其中

$$q_R = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T \quad (2-18)$$

$q_0$  不小于 0，四个元素平方和为一。同理，通过平移变换向量  $q_T$ ，可以得到平移变换矩阵。其中

$$q_T = [q_4 \ q_5 \ q_6]^T \quad (2-19)$$

根据如下函数：

$$f(q) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - R(q_R)p_i - q_r\|^2 \quad (2-20)$$

根据其最小值时的  $q$  值，可以获得位姿变换矩阵。

于是可以得到奇异值分解法的流程如下：

通过对应点选取获得待配准点云  $P$  与模型对应点云  $Q$ 。

计算待配准点云  $P$  和模型对应点云  $Q$  的重心，并构造  $d_i$ ， $d_i^*$

$$d_i = p_i - \bar{P}, d_i^* = p_i - \bar{Q} \quad (2-21)$$

公式（2-19）成为：

$$J = \sum_{i=1}^k \|d_i^* - R d_i\|^2 \quad (2-22)$$

然后对（2-21）中的矩阵进行分解

$$\begin{aligned} J &= \sum_{i=0}^k (d_i^* - R d_i)^T (d_i^* - R d_i) \\ &= \sum_{i=0}^k (d_i^{*T} d_i^* R d_i - d_i^T R^T d_i^* + d_i^T R^T d_i) \\ &= \sum_{i=0}^k (d_i^{*T} d_i^* + d_i^T d_i^* - 2 d_i^{*T} R d_i) \end{aligned} \quad (2-23)$$

于是，为了使  $J$  最小，对  $J$  求导并使得  $J'$  达到最大，则有

$$J' = \sum_{i=0}^k d_i^* R d_i = \text{tr}(\sum_{i=0}^k R d_i d_i^{*T}) = \text{tr}(RH) \quad (2-24)$$

上式中  $H$  为三阶方阵

$$H = \sum_{i=0}^k d_i d_i^{*T} \quad (2-25)$$

然后，我们用 SVD 分解  $H$  矩阵，得到

$$H = U \Lambda V^T \quad (2-26)$$

然后可以得到旋转矩阵  $R$  为

$$R = UV^T \quad (2-27)$$

于是，平移矩阵  $T$  可以表示为

$$T = \bar{Q} - R \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i \quad (2-28)$$

#### 2.4.2 精确定位算法实现

本项目的精确定位算法基于 matlab 进行编写。算法流程图见图 2-4。其中，建立的中问变量包括两点云坐标差值矩阵，与待匹配矩阵对应的映射矩阵以及记录各个点间距离的距离矩阵。求解对应点过程中，先计算  $Q$  中与每一个  $P$  点之间的距离值，然后选择其中最小者作为对应点，将对应点保存至映射矩阵。然后对映射矩阵进行奇异值分解，求解去中心化后的待匹配到映射矩阵的位姿变换矩阵。将原矩阵进行位姿变换至新矩阵后使用新待匹配矩阵与目标矩阵计算新的误差函数值。然后继续上述过程，直到误差函数值满足要求。图 2-5，展示了一组不经粗匹配预处理的精确匹配示例结果，图 2-6 展示了同样一组数据经过粗匹配后的精确匹配结果。图 2-7 展示了经过粗匹配后精确匹配的迭代次数与误差的关系。

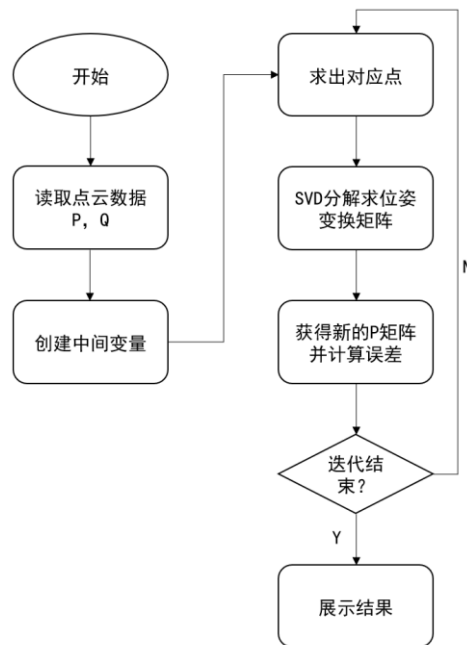


图 2-4 ICP 算法流程图

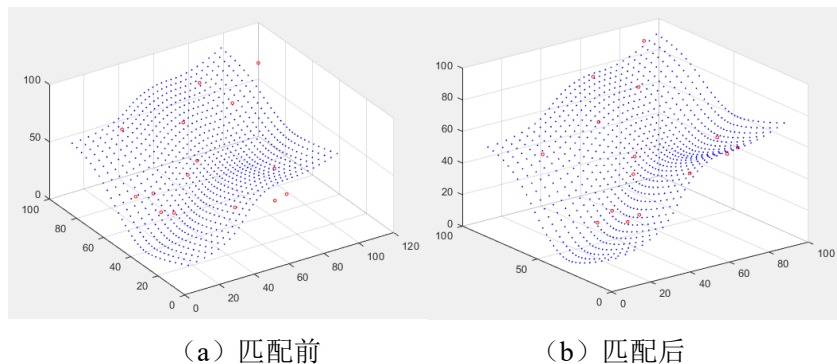
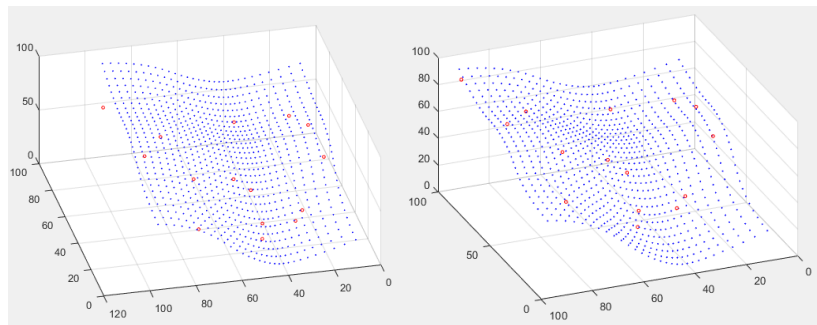


图 2-5 精确匹配前后的点云图像

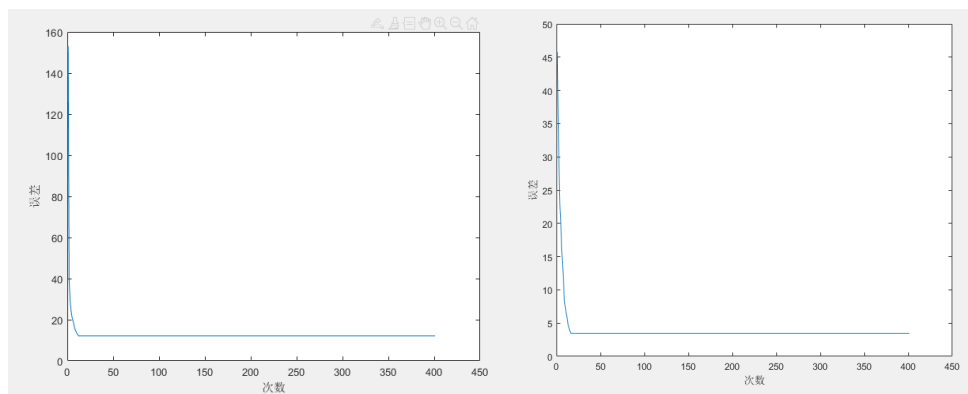




(a) 未经粗匹配

(b) 经过粗匹配

图 2-6 是否经过粗匹配后精确匹配的点云图像



(a) 未经粗匹配

(b) 经过粗匹配

图 2-7 迭代次数与误差的关系

通过图 2-5 可以发现 ICP 计算后点云匹配精度有了明显提高。图 2-6 中的匹配误差分别为 12.8 与 3.5，可以发现未经过粗匹配直接进行精确匹配会导致算法陷入局部最优情况。图 2-7 中左图拐点横坐标位于 10，右图拐点横坐标位于 15，可以发现粗匹配对精度提升较大而对匹配效率影响较小。

## 2.5 采样基准点的选取

### 2.5.1 采样基准点选取的一般方法

理论上，仅需在被测物体上选取三个同时满足不共线与两坐标系内均可测量的点，就可以进行坐标系匹配计算。图 2-8 为采样基准点选取的示意图。

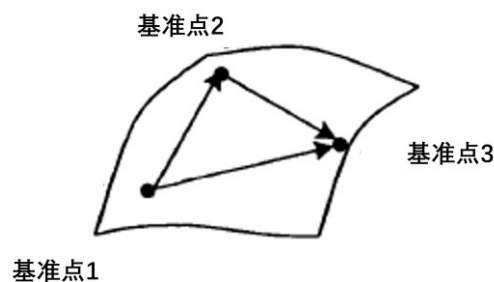


图 2-8 采样基准点选取示意图

通过三个采样基准点，可以求出旋转矩阵  $R$  的单位正交坐标向量，分别为  $v, w$ 。其中：

$$R = [v]^{-1}[w]$$

同理，通过三个点也可以求得平移矩阵  $t$ 。

假设装夹过程中不存在形变，那么可以认为坐标系匹配变换是刚性变换，适用上文的一切结论。然而实际上，采样基准点与坐标数据存在着一定偏差。因此，在形变存在的基础上，机型采样基准点选取原则的讨论。

假设重构曲面坐标系内的三个基准点分别为  $A, B, C$ ，他们对应在机器人运动坐标系内，为  $A', B', C'$ 。分别连接三角形  $ABC$  与  $A'B'C'$ ，误差存在时，只有一个点重合，且同时只有一条边共线。如图 2-9 所示。

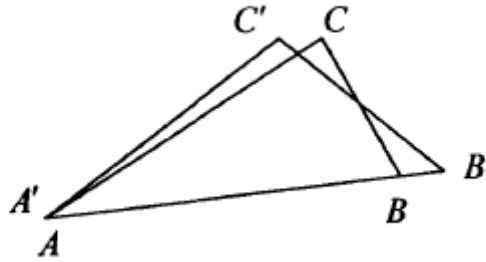


图 2-9 采样基准点示意图

将两三角形的边长差值分别记为：

$$\epsilon_1 = ||\overline{AB}| - |\overline{A'B'}|| \quad (2-29)$$

$$\epsilon_2 = ||\overline{AC}| - |\overline{A'C'}|| \quad (2-30)$$

$$\epsilon_3 = ||\overline{BC}| - |\overline{B'C'}|| \quad (2-31)$$

则有总误差为：

$$\epsilon = \epsilon_1 + \epsilon_2 + \epsilon_3 \quad (2-32)$$

在进行坐标转换时，只需要总体误差满足要求即可。下面考虑从三角形面积带来的误差，可以得到绝对和相对误差分别为：

$$\epsilon_{\Delta} = |S_{\Delta ABC} - S_{\Delta A'B'C'}| \quad (2-33)$$

$$\Delta_{\epsilon} = \frac{|S_{\Delta ABC} - S_{\Delta A'B'C'}|}{S_{\Delta ABC}} \quad (2-34)$$

由式 (2-34) 可得，仅采样三点时，采样基准点的选取原则如下：

- 1) 为使相对误差较小，采样基准点间的距离应该尽可能大。
- 2) 为使相对误差较稳定，采样基准点需要彼此间距离相等。

而针对超声扫描坐标系匹配计算，可以选取远大于三个点进行采样，因此采样点有如下选取原则：

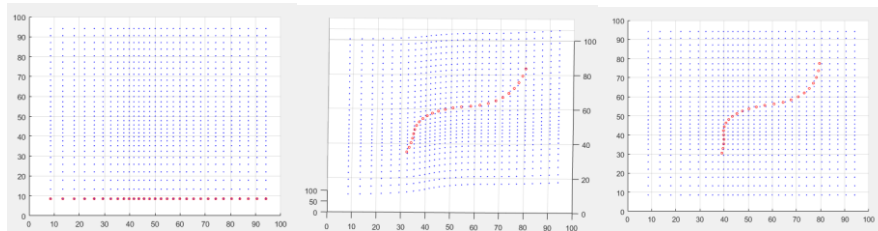
- 1) 为了提高匹配精度，应该选取大于三个的采样点。
- 2) 为了保证采样效率，应该 ICP 最终误差满足要求的情况下选取尽可能少的采样点，以降低采样时间。
- 3) 对于几何对称曲面，为了避免矩阵退化，应该尽可能减少在几何对称区域的采样点。

以上内容均为一般情况下的选取原则，下面根据本项目采用的匹配算法，进行进一步分析采样基准点的选取。



### 2.5.2 PCA 算法对采样基准点选取的影响

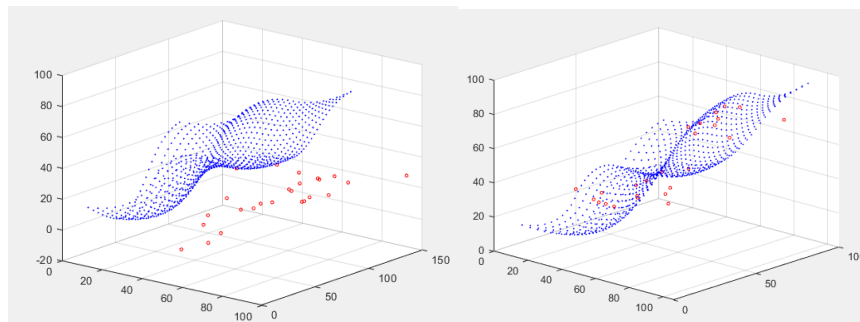
采用主成分分析法进行数据降维时，保留下来的数据为原数据集内方差较大的部分，因此可以有效去除关系较为紧密的点，将原始数据进行简化。然而，如果采样基准点中，并没有包含点云数据重要信息的点，也就是无法反应模型整体几何特征时。进行 PCA 降维计算后，所得到的采样基准点云的主轴与模型点云主轴不匹配，会导致粗匹配算法失效。同时会使得 ICP 算法更容易陷入局部最优解状态。图 2-10 展示了一次失败的粗匹配结果，该匹配后的误差函数值为 8.0377，经过 ICP 匹配后为 4.363，尽管误差值很小，但是变换矩阵与实际变换矩阵相差巨大，不满足匹配要求。



(a) 理论匹配结果 (b) 失败的粗匹配结果 (c) 陷入局部最优解的 ICP 结果

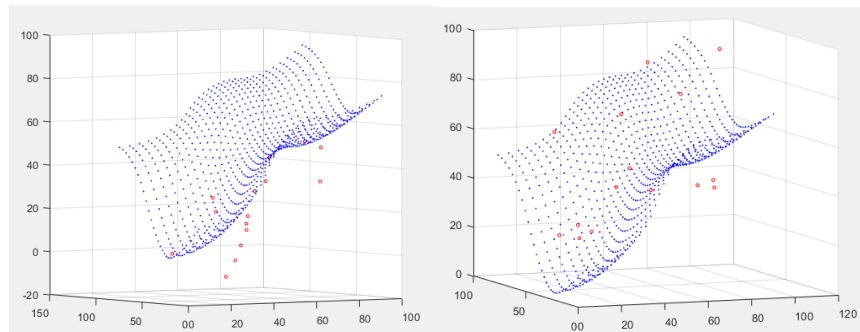
图 2-10 一次较为失败的粗匹配结果

因此，为了确保粗匹配算法能有效降低两点云间的误差函数(1-1)值，提高精确匹配效率的同时避免算法陷入局部最优解内，需要采样基准点位于模型曲率较大部分，即采用曲率采样。图 2-11 展示了不同采样点个数下曲率采样的 PCA 匹配结果。可以看出，算法较好的将两点云进行了匹配，为 ICP 精确匹配做好了准备。



(a) 25 采样点未经粗匹配

(b) 25 采样点经过粗匹配



(c) 15 采样点未经粗匹配

(d) 15 采样点经过粗匹配

图 2-11 不同采样点个数下曲率采样后的 PCA 匹配结果

### 2.5.3 ICP 算法对采样基准点选取的影响

PCA 算法的局限性决定了采样基准点需要选取在工件曲率较大部分。然而，采样基准点个数的选取并未收到影响，因此，需要考虑 ICP 算法的效率与结果误差值，来决定采样点个数的选取原则。

针对给的包含 900 个数据点的模型，设置不同采样点进行实验验证。考虑到采样工作由机器人进行，时间花费较长，因此本项目设置采样点参数分别为较少的 10、15、20、25、30 个采样基准点，在曲率采样方法下进行匹配测试。所得的最终误差函数（1-1）值与采样基准点个数关系如下图 2-12 所示。

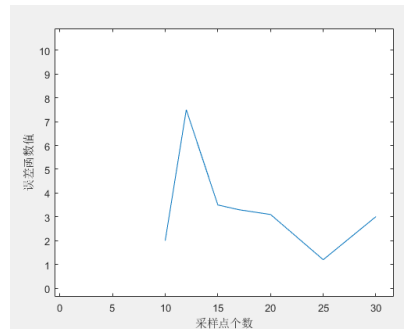


图 2-12 采样点个数与误差函数值关系

由图可以看出，在采样点个数为 25 时，误差函数取到极小值，因此，将采样基准点个数设置为 25 为符合项目要求。同时，采样点个数与迭代次数关系见下图 2-13 所示，可以发现采样点个数较少时，迭代次数均较少，算法消耗时间可以忽略。

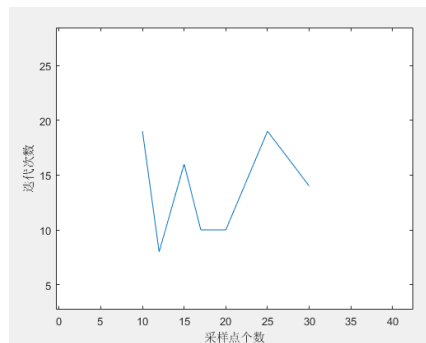


图 2-13 采样点个数与迭代次数关系

## 2.6 本章小结

针对多次装夹后反复计算导致检测效率低下的问题，本项目提出进行坐标系匹配计算以提升检测效率。首先提出了坐标系匹配计算的需求；然后采用 PCA 方法进行粗匹配，以避免精确匹配时陷入局部最优；其次采用 ICP 算法进行精确匹配，多次迭代后实现两点云的精确重合；最后根据粗、精匹配算法特征，细化了采样基准点的选取原则。得到了使得两点云精确重合所需要的坐标变换矩阵，方便后续机器人运动控制。

## 第三章 机器人超声扫描可视化与仿真

### 3.1 引言

本项目中采用的数据均为机器人手动操作采集的点坐标数据，存储于.txt 格式文件内。点云数据文件全部内容由数字组成，其展示方法相当晦涩，无法获得模型总体认知并进行视觉判断。因此为了更完整的认识规划路径与点云模型信息，提升对缺陷的识别能力，提高超声检测效率，有必要应用科学计算可视化技术来指导超声自动扫描系统。

科学计算可视化是当前计算机科学研究的一个重要方向。根据待显示图像以及数据类型不同，各种显示软件存在着很大差异。本章节将从数据采集、点到图素的映射、画面绘制以及用户接口展开研究。

本项目的可视化过程中，在可视化前获得的数据包括：机器人采样的原始数据点云，组员计算后得到的规划路径点云。其中，原始数据点云为  $n \times 3$  格式的 txt 矩阵，规划路径点云为  $n \times 6$  格式的 txt 矩阵。其中，每行从左至右分别是点的  $x, y, z$  坐标与  $i, j, k$  方向向量。经过可视化处理，可以得到的图像包括：三维绘制的点云模型，二位彩色绘制的点云模型，以及模拟探头运动的仿真动画。由于数据来源为处理后的结果，其中原始点云为机器人程序处理，路径规划点云为队友处理，因此不涉及数据格式转换与点集映射，仅针对图像绘制、仿真动画与用户接口进行程序编写。

### 3.2 基于 OpenGL 的点云数据可视化

#### 3.2.1 几何绘制方法

几何绘制方法直接由 3D 数据场产生几何图素，然后将图素可视化的展示出来。本项目中，采用 VC++OpenGL 的 glut 库进行编写。程序流程图如图 3-1 所示，其中的主要模块包括窗口初始化、点云读取与绘制、视窗投影与视角转换以及键盘输入反馈四个。

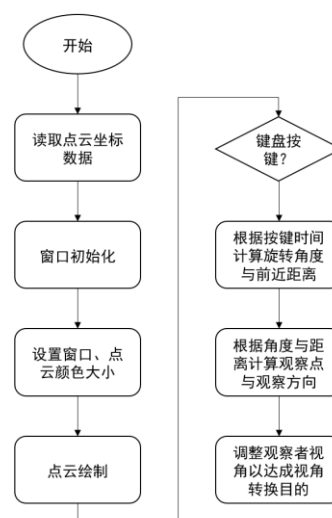


图 3-1 几何绘制方法与视角转换的流程图

### （1）视窗初始化

由于后续需要进行模拟探头运动，因此设置双缓冲区视窗，于是可以通过在深度缓冲区绘制新图像后交换缓冲区达到展示动画的目的。由于几何方法绘制的是 3D 图像，因此设置允许深度渲染。为了后续探头颜色较明显，设置颜色区域为 RGBA。同时，设置初始窗口大小为 (350, 350)，出现位置为距屏幕左上角的 (10, 10) 处。

### （2）点云读取与绘制

由于设备原因，cin 无法识别是否到了文件末尾，于是采用边读边画的方法进行点云绘制，每次循环中，将文件一行内的六个坐标均存于临时数组 data 内，使用 data 的前三个元素进行点绘制。由于模型较大，设置每个点大小为 5。为不混杂与背景，采用白色绘制点云。

### （3）视窗投影与视角转换

为了弹出窗口后，用户可以根据需求手动更改视窗大小的同时，保持图像形状不变，设置视窗投影函数进行投影匹配。

视角转换部分使用 glutLookAt 函数实现，其原理是欧拉姿态角的计算。在反馈信息为需要转换视角时，首先更改视角转换角度变量，然后根据反馈的转动轴与视角转换角度大小计算新的观察者欧拉角，根据计算结果设置新的观察者位置，依次达成视角转换的效果。GlutLookAt 函数中，前三个坐标为视线终点坐标，中间三个为视角方向坐标，最后三个为向上向量的方向，故需要通过欧拉角的变换将视角转动的变化转化为视角方向坐标的变化。其中设置转动角度变量：angle 为视角在 XZ 平面内的转角；angle2 为视角在 YZ 平面内的转角。通过欧拉角变换即可得到角度变换对应的视角坐标系变换。同时，还设置了平移观察者视点的函数。

### （4）键盘反馈模块

OpenGL 内置了特殊键盘键位与一般键盘键位。本项目中，设置特殊键盘键位上下左右四个按键为观察者视点平移按键，方向与箭头方向一致。设置一般按键“w,a,s,d”四个键位分别为向上、下、左、右转动视角。同时，为了仿真动画控制，预留了普通案件“x,z”分别实现初始化探头位置并开始动画，以及暂停动画的触发。

#### 3.2.2 伪彩色方法

颜色方法一般采用区域填充法，采用灰度或彩色颜色表，根据区域内的数值特性进行颜色赋予，一般主要用于反应表面上的信息。其中，灰度标的建立方法如下：

设置一组等距离数据序列  $\{f_1 \leq \dots \leq f_n\}$ ，令其范围在  $[0,1]$  内，且  $f_1=0, f_n=1$ ，那么有：

$$f_i - f_{i-1} = f_{i+1} - f_i (1 \leq i \leq n) \quad (3-1)$$

于是，与其对应的线性灰度表为  $\{C_1, \dots, C_n\}$  为 RGB 空间内的一组集合，那么可以得到

$$C_i = \text{LinGray}(f_i); \text{LinGray}: \{f_1, \dots, f_n\} \rightarrow \{C_1, \dots, C_n\} \subset R \times G \times B \bar{X} \quad (3-2)$$

令  $C_1$  为黑色， $C_n$  为白色，那么表中的其他颜色也均匀分布于 (0,0,0) 与 (1, 1, 1) 之间，通过调用表值，即可实现灰度填充区域。

本项目采用伪彩色方法，不同于灰度方法之处在于，RGB 三者并没有相关性。于是，采用突出于视平面的为红色，凹陷于视平面的为绿色进行展示。

程序实现中，多出了一个新的模块，一个视视平面的选择和每个点的距离及其归一化，另一个是根据每个点的距离进行颜色分配。归一化与颜色分配流程图如图 3-2 所示。



图 3-2 伪彩色方法颜色分配函数流程图

其中，首先求出平均距离、距离最大值与最小值作为中间变量。对点云中的每个元素，比较其距离参考面的距离与距离平均值的关系，然后对距离进行归一化。归一化后的结果就是符合要求的颜色值，然后根据其与平均值的大小关系选择颜色附着在红色区或绿色区。

显示部分，由于是投影显示，故结果为 2 D 展示，根据每个点设置不同的区域着色器。

### 3.3 可视化软件

#### 3.3.1 软件的基本流程

本项目中，软件的行为流程为，先进行数据读取与存储，然后等待用户指令。用户的可执行操作包括，展示几何方法绘制的点云模型、展示伪彩色方法绘制的点云模型、展示扫描过程的可视化仿真，三个功能。由于 OpenGL 本身存在弹出窗口，因此不设置用户操作界面，交互过程除了设定源文件外均使用 OpenGL 内编写的键盘交互。程序流程图如图 3-3 所示。

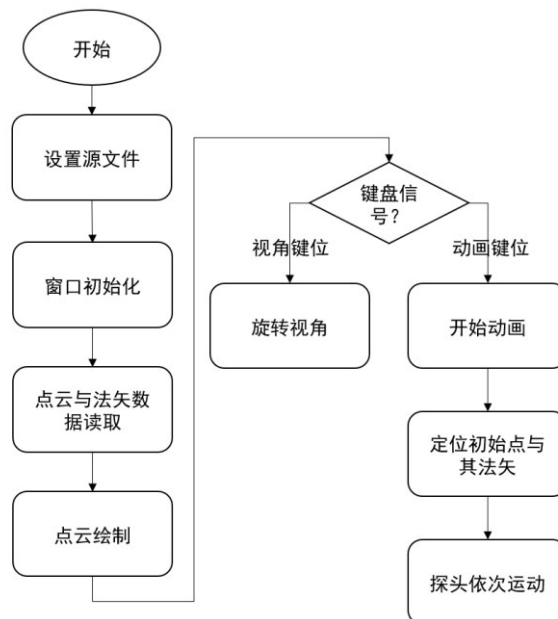


图 3-3 软件流程图

其中，键盘按键分配为“w”“a”“s”“d”与方向键进行视角转换，“x”键开始动画，“z”键结束动画。

### 3.3.2 扫描过程仿真可视化

本项目中的仿真可视化，主要步骤为，使用几何方法绘制点云模型，绘制模拟探头，进行探头移动。

对于程序部分，新增探头绘制模块与动画模块，其流程图如图 3-4 所示。



图 3-4 探头绘制与动画的流程图

#### (1) 探头绘制

由于是模拟展示，于是采用简便画法，使用 `glutSolidCone` 函数进行绘制。该函数输入参数分别为圆锥的底直径、高度以及绘制精细程度。

#### (2) 动画效果

本项目的动画效果，反复交换两个缓冲区实现。首先，在表层缓冲区绘制初始的图像，然后在深度缓冲区内绘制下一个瞬间的图像。进行等待后，再交换深度缓冲区与主要缓冲区。然后在深度缓冲区内绘制下一次图像。在 3.2.1 章内，我们的程序已经开启了深度缓冲许可。于是，仅需要设置中间变量，让探头在每次缓冲区变换时出现在下一个路径点上，即可满足动画效果。

其中，设置了 `pos` 变量用来记录当前探头在序列内的第几个位置，`j` 变量用来记录点云中点的位置参数。进行探头绘制时，为了改变位置，采用了 `glTranslatef` 函数来改变当前绘制中心点，为了改变探头的姿态方向，采用 `glRotate3f` 函数设置图形绘制的方向。前者的输入参数为绘制中心点的坐标，后者的输入参数为旋转角度与旋转轴，为了让探头位姿正确，旋转轴为前后两向量的外积，而旋转角度由两向量的内积求得。在本项目中，探头的绘制中心点为下一个所在的路径点位置，探头绘制姿态为下一个位置的姿态。为了确保探头的可见性，将探头设置为[1 0 0]的红色。同时，为了避免动画无法停止，在 `pos` 大于 `j` 时，将动画效果停止，探头停止在最后一个点处。并设置一般按键“z”将探头停止在当前位置。图 3-5 展示了几何绘制方法的模型的其中一部分。



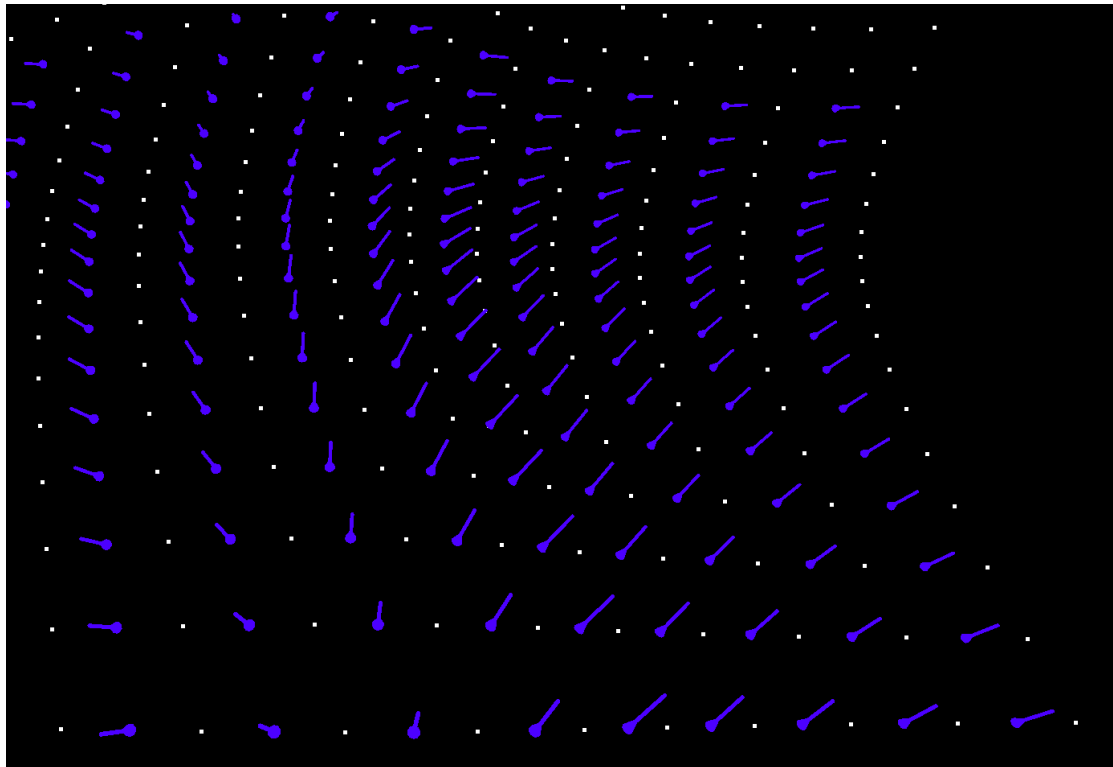


图 3-5 实例模型的可视化部分细节图

### 3.3 本章小节

通过对比,不难发现几何绘制方法在本项目中的直观性与全面性优于伪彩色方法,伪彩色方法可以更突出直观的体现曲面的表面形貌特征,对于后续数据处理有着一定的帮助。由于本项目的目的是为了更全面的认识超声扫描的中间过程,后续处理均采用几何绘制方法进行处理。

针对点云数据为数字形式不直观的问题,采用了几何绘制于伪彩色绘制两种方法进行可视化展示,实现了对规划路径数据的实时显示于交互处理。为了完整仿真模拟探头运动过程,使用交换缓冲区的方法实现了模拟探头在各个点位之间的运动模拟,实现了了规划路径的初步评估。

## 第四章 航空曲面工件超声检测与仿真

本项目针对给定的机身头部蒙皮进行了仿真验证。本章内容包括头部蒙皮的采样与坐标系重合计算，以及规划路径数据的可视化展示与探头运动模拟。

### 4.1 机身头部蒙皮的定位计算

对机身头部蒙皮进行采样后的图像如图 4-1。同时采用粗匹配与精确匹配进行完整的匹配计算，得到的点云图像如图 4-2 所示。

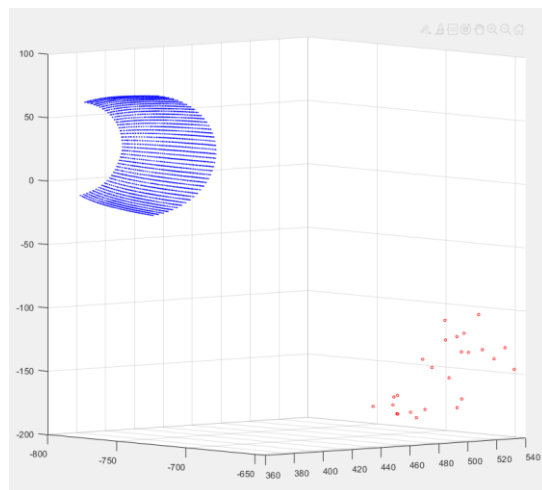


图 4-1 采样后的点云图像

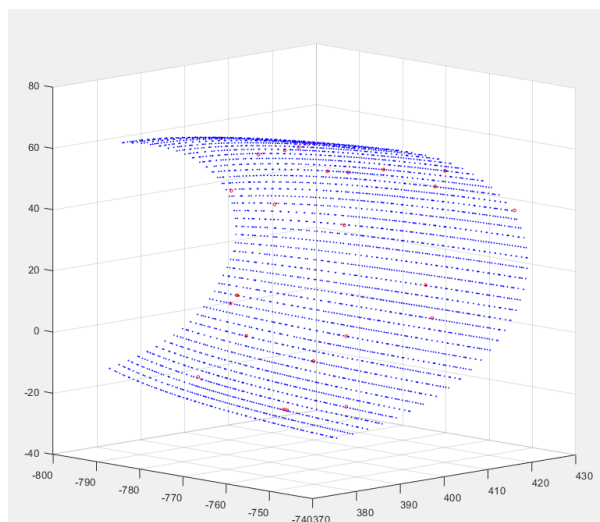


图 4-2 匹配计算后的点云图像

根据程序运行结果，计算得到的最终误差函数值为 0.97，迭代进行了在预期范围内。故认为匹配计算满足要求，误差函数值与迭代次数的关系如图 4-3 所示，其中迭代函数在第 17 次循环达到跳出条件结束迭代。



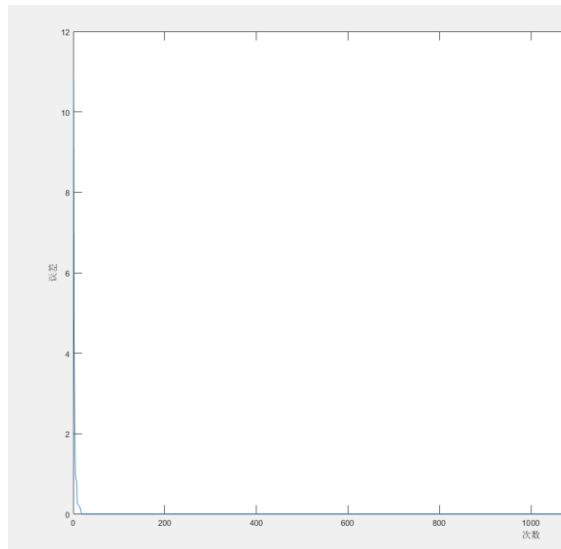


图 4-3 误差函数值与迭代次数的关系

同时,为了确保粗匹配与精确匹配配合的必要性,测试了同样采样数据下,仅使用其中一个匹配算法后得到的误差函数值。图 4-4 与图 4-5 分别是仅采用一种算法进行匹配与同时采用两种算法进行匹配的局部放大图,从图中可以看出同时采用两种算法的精确度要明显更高。

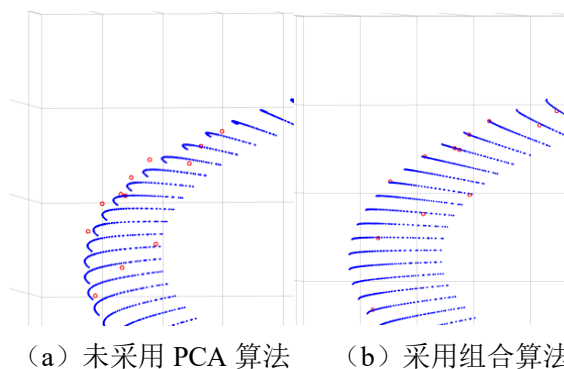


图 4-4 是否采用粗匹配的匹配结果局部细节对比图

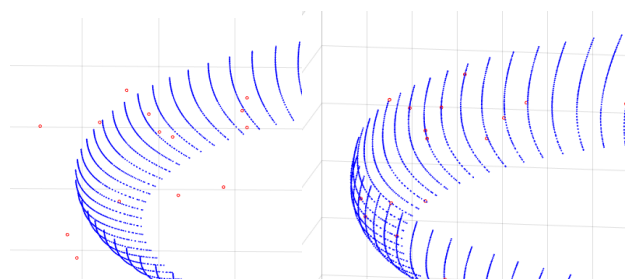


图 4-5 是否采用 ICP 算法的匹配结果局部细节对比图

其中,仅使用 ICP 计算得到的误差函数值为 1.8,未能满足跳出循环条件,迭代至上限的 2000 次。而仅采用 PCA 计算得到的误差更是达到了 10.8,因此可以发现,采用组合算法进行匹配效果更好,且匹配效率更高。

## 4.2 扫描路径仿真可视化

首先对机身头部蒙皮点云进行可视化，图 4-6 是对目标点云模型进行几何绘制方法绘制得到的点云。

采用几何绘制方法，可以较为直观清晰的认识到点云模型的空间结构，同时可以从不同视角进行观察。图 4-6 中的蓝色圆柱为规划路径的法矢展示。可以看出，规划路径中指定的法矢方向的确沿曲面法向量方向。

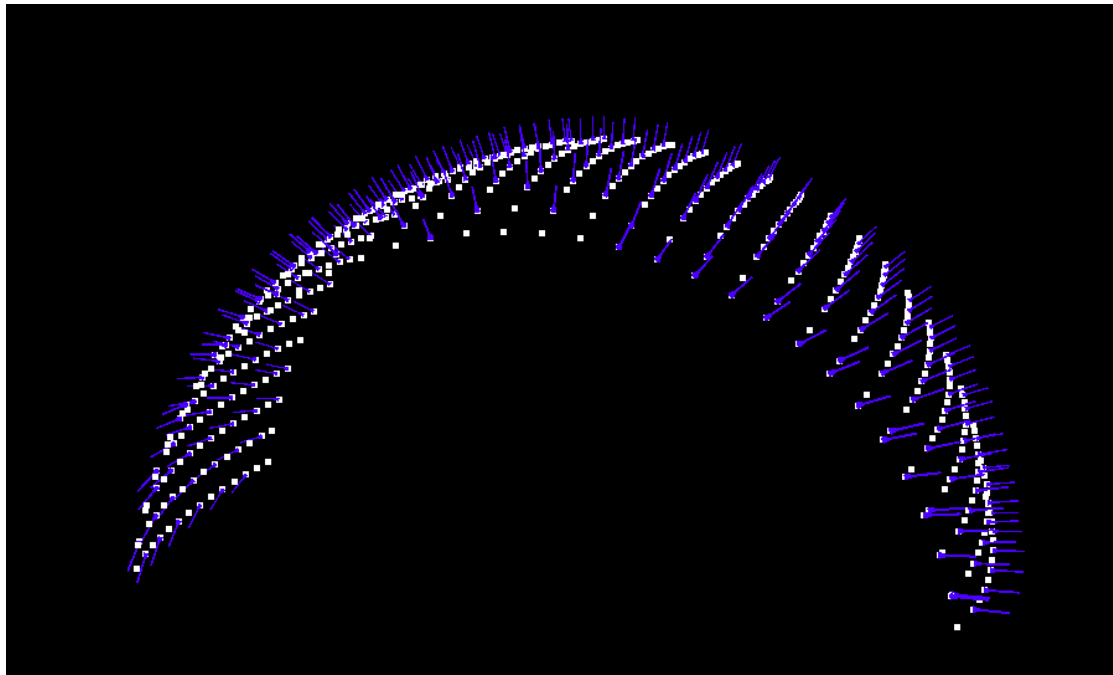


图 4-6 几何绘制方法绘制的点云模型

由于路径使用了矢量计算得到的角度与轴方向，因此正负情况与实际符合。同时，根据动画展示效果，可以认定探头扫描路径合理，动画中为从右下开始向左到最左侧后回到右侧上一行再次开始想做运动。根据动画过程，可以发现路径过程中的探头位姿处在曲面法向量上。

### 4.3 本章小结

根据给定的数据，测试了两组程序实际使用效果。工件定位采用了 PCA 与 ICP 算法有效的将分离的两点云进行了匹配，其计算速度与误差精度均满足项目需求。而基于 OpenGL 的点云可视化展示，在三维展示点云模型的基础上，还展示了规划路径的模拟动画，可以满足评估路径与认识模型的要求。

## 第五章 结论

### 5.1 全文总结

本项目主要针对大型曲面构建的超声扫描路径规划方法的可视化进行探究和阐述,以 C919 国产大飞机的设计到试飞到试航这个时间区间内的零件检测为基础,催生出本项目的可视化算法的需求。明确了目标工件为飞机机身蒙皮,研究方向为重构曲面坐标系与扫描机器人运动坐标系的匹配计算,以及规划路径点云的可视化展示。首先探讨在零件检测过程中超声扫描方法的优越性,其便捷性、安全性使得超声扫描得到广泛的应用。超声扫描方法中,目前的主流技术是采用机械臂进行扫描的自动化系统,本项目同样属于这一类型。在分析了国内外研究进展以及现存的点云匹配技术与可视化方法后,确定了匹配算法的选取与可视化系统的设计。

分析了研究现状与目标方法后,展开了 PCA 与 ICP 算法的点云匹配计算算法原理与应用。首先讨论了主成分分析法的算法原理,同时进行了基于 matlab 的算法实现。然后,为了满足匹配精度,研究了 ICP 算法的原理与各种缺陷。决定采用先粗匹配后精确匹配的算法实现点云匹配计算。最后根据得到的算法对采样点选取方法进行了实验测试,采用控制变量法得到了采样点的最佳选取数量与选取原则。文章详细论述了算法的步骤和思想,讨论了涉及到的参数取值等细节问题,在理论上实现了点云匹配算法的编写。最后,使用实际数据进行了效果测试,得到了令人满意的结果。

得到匹配后的点云后,还需要进行规划路径点云的可视化展示。这部分内容于第三章内进行了算法实现。主要工作为点云的绘制与视角转换、基于法矢方向的模拟探头绘制与动画效果。本项目使用 OpenGL 进行三维模型绘制,借用了 OpenGL 内置的键盘输入接口进行人机交互实现。最后使用实际数据进行了效果测试,得到了直观完整的点云模型与流畅的探头动画效果。

本项目实际计划针对检测的零件进行算法应用和验证,由于疫情原因也改为虚拟仿真,采样点的选取采用 geomagic 进行降采样,同时将降采样的数据进行预先平移旋转处理,以模拟实际情况下的点云匹配问题。得到的结果符合预期,仿真实验基本达到目标,也证实了本项目中采取算法的可实现性。

### 5.2 工作展望

超声扫描技术的应用意义十分重大,在各个领域都有所设计,结合机器人技术发展的推进,点云匹配算法与可视化技术的发展还将继续。在本项目中,因时间仓促且本人水平限制,外加疫情影响,有部分方面未能妥善结局,存在需要改进的算法,论文中也尚有不足之处,后续可以从一下几方向进行改进。

#### (1) ICP 算法的优化

本项目中采用的 ICP 为最基础的寻找最接近点进行测试,然而实际上最接近点不一定是模型中的对应点,应该尝试遍历模型内的所有点寻找实际对应点。然而完全遍历在时间复杂度上过于粗糙,因此应该选择更优化的对应点选取算法进行匹配计算。

#### (2) 用户界面的优化

由于本项目中点云数据文件量较少,同时实际需要的交互操作不多,因此没有专门制作用户界面。然而当需要可视化展示的文件较多时,应该设置专门的操作界面并允许多个可视

化窗口同时弹出。后续可以针对这部分问题进行优化。

### （3）展开实例验证

由于疫情影响，对工件的采样与扫描均改为了仿真实验，在仿真实验中可能由部分内容考虑不全面，模型不精细，误差允许范围设置不合理等问题，其中部分问题在仿真中可能无法体现，因此后续可以针对实际工件进行操作，考察整个过程的可行性。

## 参考文献

- [1] 邢斯馨. 专家: 国产大飞机 C919 约采用 30% 复合材料 [EB/OL].  
<http://news.cctv.com/2017/06/24/ARTIZWtD1sZkz2st9xi3gQr1170624.shtml>, 2017.06.24.
- [2] 黄光胜, 王美清, 杜福洲, 关雪松, 赵玉莹. 飞机复合材料构件超声 C 扫描检测轨迹规划系统研究[J]. 制造业自动化, 2015, 37(10): 132-135.
- [3] 瞿辉, 戴晓娇, 赵金菊. 超声波无损检测技术的发展与应用[J]. 机电信息, 2020(02): 82-83.
- [4] 李杰. 超声 C 扫描的应用领域发展[J]. 设备监理, 2021(01): 42-44+54
- [5] 张坤. 基于三维激光扫描的点云数据逆向重建算法研究[D]. 燕山大学, 2016.
- [6] McCormick B H, DeFanti T A. Visualization in Scientific Computing[J]. IEEE Computer Graphics and Applications. 1987, (7): 69-69.
- [7] 唐泽圣. 科学计算可视化[J]. 中国计算机用户, 1996(Z1): 5-7.
- [8] Haber RB; Lucas B, Collins N. A data model for scientific visualization with provisions for regular and irregular grids[C]. San Diego CA: Computer Soc Press, 1991: 298-305
- [9] Salvi J, atabosch C, Fofi D, et al. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(5): 578-596
- [10] 解则晓, 张成国, 张国雄. 线结构光测量数据的自动拼合方法[J]. 中国机械工程, 2005, 16(9): 775-778
- [11] 罗先波, 钟约先, 李仁举. 三维扫描系统中的数据配准技术[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44(8): 1104-1106
- [12] 朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(4): 475-481
- [13] Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3-d shaped[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256
- [14] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. Quebec City, Canada: Proceedings of the 3<sup>rd</sup> International Conference on 3D digital Imaging and Modeling, 2001: 145-152.
- [15] 解则晓, 徐尚. 三维点云数据拼接中 ICP 及其改进算法综述[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2010, 40(01): 99-103. DOI: 10.16441/j.cnki.hdxh.2010.01.017.
- [16] Turk G, Levoy M. Zippered polygon meshes from range images[C]. Orlando, America: Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1996: 311-318.
- [17] Masuda T. Generation of geometric model by registration and integration of multiple range images[C]. Quebec City, Canada: Proceedings of the 3rd International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2001: 254-261.
- [18] Masuda T, Yokoya N. A robust method for registration and segmentation of multiple range images[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(3): 295-307.
- [19] Gelfand N, Ikemoto L, Tusinkiewicz S, et al. Geometrically stable sampling for the ICP algorithm[C]. Banff, Canada: Proceedings of the 4<sup>th</sup> International Conference on 3D Digital Imaging and Modelling, 2003: 260-267.

- [20] Blais G, Levine M. Registering multi view range data to create 3D computer object[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 820-824
- [21] Neugebauer P. Geometrical cloning 3D objects via simultaneous registration of multi view range images[C]. Aizu-Wakamatsu, Japan: Proceedings of IEEE Conference on Shape Modelling and Applications, 1997: 130-139.
- [22] Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images[J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145-155
- [23] Park S Y, Subbarao M. An accurate and fast point-to-plane registration technique[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(16): 2967-2976
- [24] Sharp G C, Lee S W, Wehe D K. ICP registration using invariant features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 90-102
- [25] Pajdla T, Gool L V. Matching of 3-D curves using semi differential invariants[C]. Cambridge, England: Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision, 1995: 390-395
- [26] Eggert D W, Lorusso A, Fisher R B. Estimating 3-D rigid body transformations: a comparison of four major algorithms[J]. Machine Vision and Applications, 1997, 9(5/6): 272-290.

## 谢辞

首先感谢导师张老师的指导，我们小组干劲不是很足的情况下老师仍然细致耐心的为我们解释各种原理和算法。然后感谢项目组的学姐和学长，为本项目提供了诸多代码学习资料，与示例。之后感谢小组成员，在毕设期间不断沟通，完善项目。最后感谢课程负责老师不断地督促我们修正态度与论文撰写。

# VISUALIZATION OF MULTI-AXIS ULTRASONIC SCANNING ROUTE SIMULATION FOR CURVED PARTS

Composite materials, which has advantages including less weight, higher strength over traditional metal materials, is widely used in most parts of manufacturing industry. Especially in aerospace manufacturing. For instance, composite materials consist of 30 percent of C919, the domestic large aircraft. However, in its manufacturing process, it is unavoidable that defects including cracks and bubbles. They will deteriorate composite materials in strength, stiffness and antifatigue abilities. Thus, it is of great importance to conduct nondestructive test upon aircraft parts.

Ultrasonic nondestructive testing has become the major method these years for its fast speed and directly displayed results. Also, as more and more ultrasonic testing devices being released to the market, it is becoming the most usually used defect testing technology in modern industry. As information technology grows faster day by day, more and more of them are getting used in ultrasonic testing, including artificial intelligence and sensing technology, ultrasonic nondestructive testing is also getting more digital and more intelligent. Some physical examples include real time monitoring of products by ultrasonic scanning and specifying products with defects during manufacturing process. The developments these years have largely increased manufacturing quality and producing efficiency.

Ultrasonic wave is mechanical wave with frequency above 200KHz. Ultrasonic nondestructive testing uses the interaction of ultrasonic wave and products to be tested. The device will first release an ultrasonic wave. Because of good directionality, the wave will then go straight ahead along the medium given, usually water. Ultrasonic wave will decrease as it moves along, while if there's defects in the product, the direction and medium quality of the wave will change. The changed wave will then return its messages to the ultrasonic device. These messages will then be processed with computers and qualify the defects of the product.

These years, as automation is progressing, automated ultrasonic scanning has become a hot point. This project aims some difficulties occurred in automating ultrasonic scanning, path planning.

During ultrasonic nondestructive testing of aircraft parts, the clamping system is usually low location clamping. Also, the testing process includes tests of lots of parts so that the clamping system is usually changed in little. As a result, the coordinate system of planned scanning path cannot fit robot movement system in most time. One way to solve this problem is to conduct path planning every time the parts to be tested is changed. However, this means huge amount of useless calculation which will result in reduced testing efficiency. So, it is necessary to fit these two coordinate every time the part's location is changed to avoid lots of path planning calculation.

The key part of point cloud matching is to solve the two matrices that referring the coordinate changing of the two coordinates. The two matrices are R, the rotation matrix, and t, the transferring matrix. The matching calculation usually include three parts in modern industry, sampling rough



matching and accurate matching.

Tough matching usually doesn't include error calculation because its main purpose is to raise calculation efficiency and to avoid local optimum solve during accurate matching. In this project, PCA, Principal Component Analysis, is chosen to apply rough matching of two point clouds, the planned path point cloud and the sampled point cloud in robot movement coordinate system.

PCA method is one kind of dimension-reducing method that can reduce numbers of the point cloud as well as maintain most features of it. Because most points in the point cloud have close relationship with its neighboring points, they are actually not so important that cannot show much feature of the whole point cloud. Thus, we can use dimension-reducing method to remove these points that are closely related to others and to remove noise points.

PCA method is to project  $n$ -dimension features to  $k$ -dimension. The result will be  $k$  orthogonal features which is called principal component. PCA method creates  $k$  new axes basing on the given point cloud. It first calculates the variance of all points in the point cloud. Then choose  $k$  points with biggest variance. The eigen vector of the  $k$  points will be the axes of the  $k$ -dimension space.

In this project,  $k$  equals to three. So only points of the top three eigen values will be chosen to calculate the new axes. The orthogonalized matrix of these three eigen values will be the principal component that can refer most features of the point cloud. Then to calculate  $R$  and  $t$  matrices, it is simply completed for the axes of the coordinate systems of the two point clouds are already known.

After rough matching, accurate matching is actually the major part of point cloud matching and huge iteration may be included. This project chooses ICP, iterative Closest Point, to conduct accurate matching.

ICP is the most widely and frequently used method home and abroad. Its main purpose is to solve  $R$ ,  $t$  matrices of lowest error. The error is defined as the average distance between one point in point cloud to be matched and the closest point in the referring point cloud.

When during calculation, firstly, for each point in point cloud to be matched, a closest point in referring point cloud is found. Then calculate  $R$ ,  $t$  matrices based on the two point groups and a new point cloud to be matched shows up. Then find the reference closest point group again. And a third point cloud to be matched is got. Repeat the process again and again until error between the two point clouds is smallest. In this project, SVD method is used to calculate  $R$ ,  $t$  matrices of the two point groups.

The both methods raised above has its own disadvantages so this project combines them together to reach higher matching accuracy and faster matching speed. And with physical testing of the three methods (PCA, ICP and combined method) this project concludes that combined method makes ends meet.

The third part is sampling. Because sampling process is carried out by scanning robot, by the means of touching one and another point on the part and record its coordinate. The number of sampled points should be reduced so as to ensure sampling efficiency. Theoretically, the least number of sampled points is three. However, to maintain matching accuracy, more points should be sampled. This project uses control variable method to experiment the appropriate sample point number and distribution in matching planned path and robot movement coordinate system.

The project controls the distribution and number of sample points and observe the variation of sample time, iteration time and error. Result came out that sample points should be at points with higher curvature and the number should be around 25.

On the other hand, during ultrasonic test path planning, the results of calculation are all stored in coordinate data. It is almost impossible for human being to have a complete and direct concept over coordinate numbers and normal vectors. So, visualize these results, which can help understand the path and evaluate roughly, is necessary.

Visualization in Scientific Computing is an important major in computer science. While the core of visualization is display of a three dimensional data field. This project obtains point cloud data of planned path and of original model. The data are stored in .txt files with formats of float number, float number while six number of one path point are stored in the same row.

This project mainly visualizes the planned path point cloud with volume rendering method and programming is based on C++ and OpenGL library. And plot the point cloud, the program consists of several modules.

To specify the point cloud file and read the points from files, there's a file reading module. When user inputs the file name and address, the file will be locked and the rest module will all operate on its basis.

For the memory being limited, it is hardly possible to solve all data into memory at once. So, this project draws one point as soon as it is read into memory. The picturing method is to read one point and display one. Normal vectors are also the same.

Because the pop up window may be in a not appropriate size, it is necessary to project view window. During projection, an important function `gluLookAt` is involved. This function is capable of setting the viewer's look point and direction. With its help, user view can be changed when input keyboard signals. The user view changing method is to use "w", "a", "s", "d" and arrow keys to change viewer position and direction, the parameters to be transferred into `gluLookAt` is calculated by Euler angel.

This project also provides simulation animation in which a virtual probe will move along the planned path in order to visualize the scanning process. The animation also is capable of providing another way to evaluate the planned path.

This project finally tested all methods with a given head gauge skin of a large aircraft. The combined matching program and visualization program both meet requirements and is very dependable.