

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106932

液力变矩器导轮叶片点云处理方法研究^{*}

蔡世阳 刘永生 张心卉 徐志博 惠记庄

(长安大学 道路施工技术与装备教育部重点实验室 西安 710064)

摘要: 导轮作为液力变矩器的重要组成零件,其三维模型对导轮的性能参数的研究有非常重要的作用。针对结构复杂的导轮叶片检测与重建问题,利用线激光扫描仪获取导轮的三维点云数据,利用 K-D Tree 结合双边滤波算法对点云进行降噪处理,在 K-means 聚类算法的基础上引入基于高斯球的 Mean Shifting 聚类算法对点云进行精简处理,将精简后的数据进行曲面重建并与 CATIA 软件结合使用,实现液力变矩器导轮三维模型的重建。实验结果表明所提方法具有良好的滤波降噪效果,精简的点云既保留了导轮的几何特征,又使重建算法的计算效率提高。与接触式测量得到的点云配准分析,大部分点云误差在 $\pm 0.1\text{mm}$ 之间,大于阈值偏差的点云个数不超过总体点云的 5%,能够得到满足精度要求的三维重建模型,为导轮的三维流畅数值模拟及性能参数优化研究提供了依据。

关键词: 液力变矩器;导轮;点云去噪;点云精简;曲面重建

中图分类号: TH741 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4035

Research on point cloud processing method of guide wheel blade of hydraulic torque converter

Cai Shiyang Liu Yongsheng Zhang Xinhui Xu Zhibo Hui Jizhuang

(Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment of Ministry of Education, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: The guide wheel is an important part of the hydraulic torque converter, and its 3D model plays an important role in the study of the performance parameters of the guide wheel. In order to solve the problem of detecting and reconstructing the complex guide wheel blade, the 3D point cloud data of the guide wheel is obtained by using the line laser scanner, the point cloud is processed by noise reduction using K-D Tree combined with bilateral filtering algorithm, the point cloud is refined by introducing the Mean Shifting clustering algorithm based on Gaussian sphere on the basis of K-means clustering algorithm, the refined data is reconstructed by surface reconstruction and the proposed method is used in conjunction with CATIA software to reconstruct the 3D model of the hydraulic torque converter guide wheel. The results show that the proposed method has good filtering and noise reduction effects, and the streamlined point cloud not only preserves the geometrical features of the guide wheel, but also improves the computational efficiency of the reconstruction algorithm. Analysis of the alignment with the point cloud obtained from the contact measurement with an error of $\pm 0.1\text{mm}$, with the number of point clouds greater than the threshold deviation not exceeding 5% of the overall point cloud, which can obtain a three-dimensional reconstruction model that meets the accuracy requirements and provides a basis for the three-dimensional smooth numerical simulation of the guide wheel and the optimization of performance parameters.

Keywords: hydraulic torque converter; guide wheel; point cloud denoising; point cloud simplification; surface reconstruction

0 引言

液力变矩器是依靠液力传递转矩的元件,因其具有较大的变速范围、易实现自动变速、良好行驶稳定性等优点,

广泛应用在工程车辆领域。随着相关产业的发展,作为工程车辆变速系统的核心部件,液力变矩器的自主研发及性能优化也越来越重要^[1-2]。在液力变矩器的运转过程中,导轮起到了提高输出扭矩和将油液送回泵轮的作用,其结构

收稿日期:2021-06-14

^{*} 基金项目:陕西省科技重大专项(2018zdx01-01-01)、陕西省自然科学基金(2019JQ-556)、中央高校基本科研业务费项目(300102250111)、教育部重点实验室开放课题(2017KLMT06)资助

参数与整个液力变矩器的性能息息相关。因此,建立高精度的导轮三维模型具有重要意义。

徐蓓等^[5]对液力变矩器叶轮进行扫描,获得叶轮表面点云数据,并在此基础上运用 NURBS 曲面重构方法对叶片进行重构,重构的叶轮精度能够达到预期要求。Yu 等^[4]提出了一种基于虚拟立体视觉系统的散斑建模方法,通过处理散斑图像获得点云,并利用三次样条插值法拟合包络曲线,建立叶片的三维模型,具有一定的工程应用价值。李茂月等^[5]基于统计滤波与半径滤波结合的改进算法对中小型航空叶片在机形貌测量点云进行降噪处理,实现叶片曲面的拟合,对具有一定曲面特征的叶片类零件的非接触式在机测量具有一定的应用价值。白杏哲等^[6]对转向节的点云数据进行降噪、拼接,最终实现汽车转向节的 NURBS 曲面重构。袁小翠等^[7]利用 K 均值聚类法与主成分分析法相结合,实现点云数据的精简,更好地保留了原始曲面特征。李仁忠等^[8]基于方法库提出了一套较为完整的点云去噪与精简算法,但相对繁琐,不适用于在机工况下的叶片测量。

为了更快速地解决无序散乱点云的去噪与精简,并用其逆向重建获得三维模型,本文利用三坐标测量机搭载的激光扫描仪获取导轮的三维点云数据,通过调节 K-D Tree 算法参数对导轮三维点云的数据去噪,在 K-means 聚类算法的基础上,加入基于高斯球的 Mean Shifting 聚类算法对数据进行精简、基于 Delaunay 的三角剖分的算法对导轮模型进行重建,实验结果表明,利用本文算法最终获得的液力变矩器导轮的三维模型满足预期精度要求。

1 三维点云数据采集

目前常用的获取零件表面点云数据的方法有接触式测量和非接触式测量^[9]。接触式测量设备主要有三坐标测量机,利用测头接触被测物体时,记录测头发出的信号,采集物体表层数据信息^[10]。非接触式测量方法主要有脉冲法、相位差法和干涉法,其中激光扫描仪因扫描速度快,扫描精度高而得到广泛应用^[11]。

本文采用三坐标测量机搭载 Header LS60 激光扫描测头对液力变矩器导轮进行全方位扫描,以获取导轮的三维数据点云,实验平台如图 1 所示。

利用三坐标测量机在空间 3 个坐标方向的移动和安装在 Z 轴上的 Renishaw PH10M 旋转测头的转动,控制激光扫描测头的扫描位置和扫描角度。通过手动编制三坐标测量机测头运行程序完成自动扫描过程。最后导出液力变矩器导轮的点云数据文件,获得导轮的三维点云数据。

2 三维点云数据预处理

由于设备因素和环境因素的存在,所采集的导轮三维点云数据量繁杂,且包含有噪声点,会影响曲面特征提取、特征匹配及曲面的重建,使重建出的模型表面粗糙甚至变形,因此需要对三维点云数据进行去噪及精简预处理^[12]。

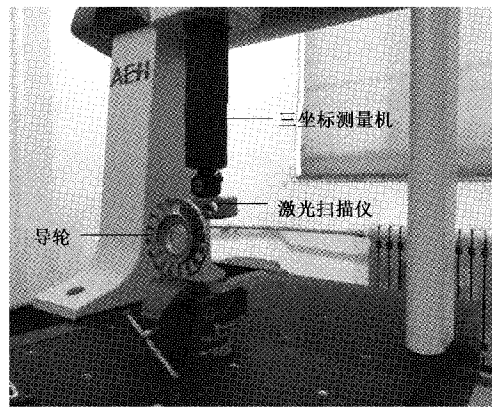


图 1 液力变矩器导轮及激光扫描实验平台

2.1 三维点云去噪

根据现有点云去噪算法和噪声类型分析,噪声点可分为离群噪声点和非离群噪声点^[13]。对于不同的噪声类型,所采取的去噪方法也不同。因此将去噪处理分为两个阶段:第 1 阶段用统计滤波结合半径滤波将大尺度噪声去除,所用算法通常有 k 邻域搜索算法、K-D Tree 算法等;第 2 阶段用快速双边滤波对小尺度噪声进行平滑光顺处理。液力变矩器导轮叶片点云如图 2 所示。本文选择液力变矩器导轮中的一个叶片作为研究对象并进行处理。

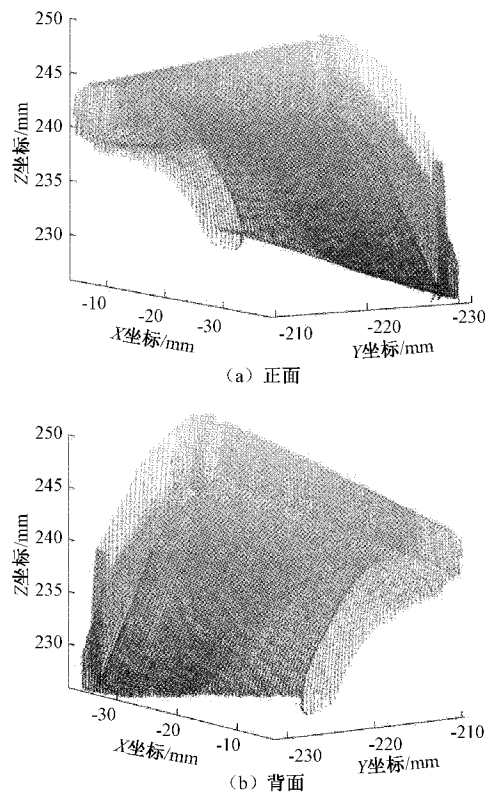


图 2 液力变阻器导轮叶片点云

基于 K-D Tree 算法的点云去噪算法的原理是计算三维点云数据的每一个点 i 及其邻近 k 个点的平均距离

$mean_dists$, 并求得距离的标准差 ss , 若该点与邻域点的平均距离在设定阈值即 max_dists 之外, 可以认为该点为噪声点并从数据集中去除掉。

K-D Tree 算法的具体步骤如下:

1) 定义采样点 i 邻域范围内的邻域点数目 k 值, 并计算邻域点到采样点 i 的距离。

2) 对 k 邻近邻域内点到采样点的距离进行统计分析, 计算出均值 $mean_dists$ 和标准差 ss 。

3) 设置标准差倍数阈值 δ 和距离阈值 max_dists , 定义距离 $d = mean_dists + \delta * ss$ 。

4) 判断采样点 i 的 k 邻近邻域的距离 d 是否大于距离阈值 max_dists , 若大于距离阈值 max_dists , 则为噪声点, 去除。反之保留。

从图 2 的原始点云数据中可以看出, 存在一些偏离主体模型的大尺度噪声点云, 这对后续的点云处理将产生很严重的影响。在算法中首先要设置用于估计平均距离时用的邻域点数目 k 、标准差倍数阈值 σ 和最大距离 $mean_dists$ 。为选取合适的参数, 选取不同的 k 、 max_dists 进行多次实验, 实验的数据如表 1 所示。最后得到分组 4 的实验参数 $k=10$ 、 $max_dists=0.000625$ 去噪效果最好。去噪前液力变矩器导轮叶片点云如图 3 所示, 去噪后液力变矩器导轮叶片点云正、背面如图 4 所示。

表 1 导轮叶片点云去噪实验数据

点云模型	点云数据量	分组	k	σ	max_dists	滤波后的点云数据
导轮叶片	46 191	1	10	0.6	0.001 00	46 152
		2	10	0.6	0.000 75	46 092
		3	10	0.6	0.000 50	45 189
		4	10	0.6	0.000 625	45 974
		5	15	0.6	0.000 625	45 395
		6	5	0.6	0.000 625	46 142

根据结果看出, 原始点云存在一些偏离主体模型的大尺度噪声点云, 对后续的点云处理产生很严重的影响。分组 4 在消除了噪声点的基础上, 很好地保持了叶片的几何

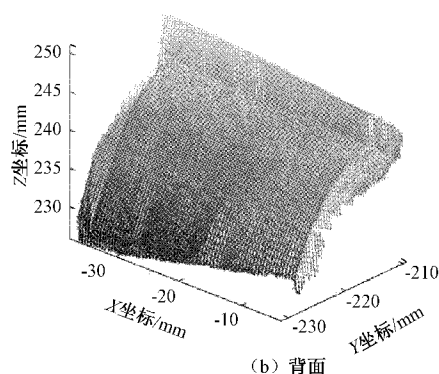
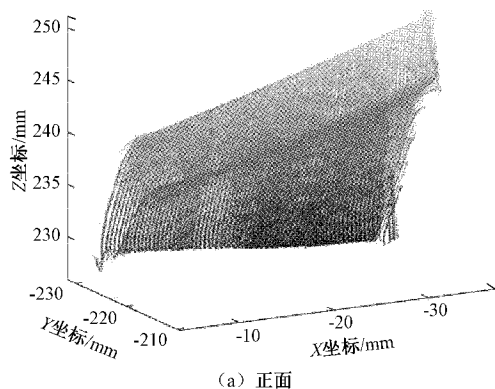


图 3 去噪前液力变矩器导轮叶片点云正、背面

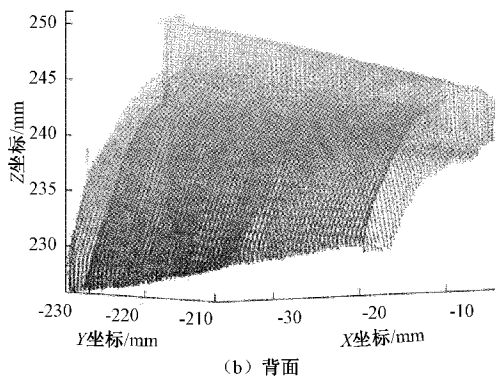
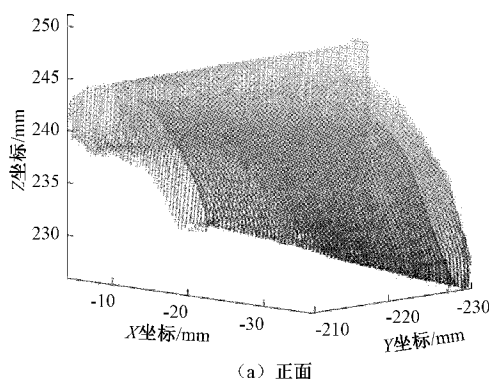


图 4 去噪后液力变矩器导轮叶片点云正、背面

特征。然而分组 3、5 虽然消除了噪声点, 但是由于被测物体本身存在一些区域点云较稀疏, 导致被测物体一些几何特征被删除, 出现过度去噪现象。而分组 1、2、6 没有达到很好的去噪效果。

2.2 三维点云精简

大量的点云数据为逆向重建算法的实现带来很大的负担, 影响计算效率, 因此有必要对点云进行精简^[14-15]。三维点云数据的简化可以分为两大类: 基于模型拓扑结构的点云简化和基于特征保留的点云简化^[16]。本研究采用一种基于特征保留的三维点云简化方法, 在 K-means 聚类算法的基础上, 加入基于高斯球的 Mean Shifting 聚类对液力变矩器导轮点云进行精简。原理如下:

1) 利用 K 均值聚类算法在空间域对点云全局聚类。

聚类试图将数据集中的样本划分为若干个通常是不相交的子集,每个子集称为一个“簇”^[17]。对点云构建 K-D 树并以 K-D 树的部分节点作为初始化聚类中心。

2) 利用主成分分析法估计点云法矢和候选特征点,遍历每个聚类,若类中包含特征点则将该类细分为多个子类,细分时将聚类映射到高斯球;高斯球聚类的目的是根据几何体表面特征形成不同聚类。

3) 基于自适应均值漂移算法对高斯球上的数据进行分类,高斯球上的聚类结果对应为空间聚类细分结果,各聚类中心的集合为精简结果。

K-means 算法的主要作用是将相似的样本自动归到一个类别中,但是 K 值的大小和 K 个初始类簇中心点的选择对聚类效果的好坏有很大的影响。最简单的确定初始类簇中心点的方法是随机产生数据大小范围内的 K 点作为初始的簇类中心点^[18]。对此,采用分组测试,最后 K 取 500 时,效果较好。K-means 聚类后,在点云曲率变化较小的区域,聚类中心可以代表整个簇,然而在曲率变化较大的区域,则需要更进一步细分。对每一个聚类簇,建立高斯球,在其中进行自适应漂移聚类。

精简前液力变矩器导轮叶片点云正、背面如图 5 所示,精简后液力变矩器导轮叶片点云正、背面如图 6 所示。

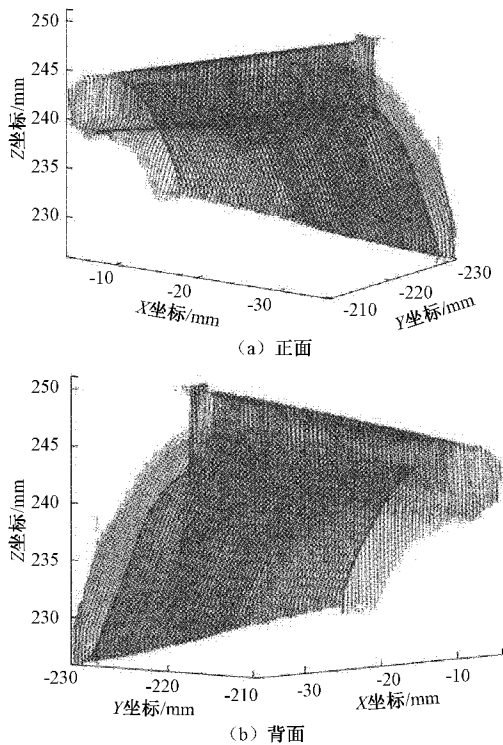


图 5 精简前液力变矩器导轮叶片点云正、背面

从实验结果来看,精简后的点云数据分布比较均匀,曲率变化较大的地区点云保留数目较多,例如在叶片边缘及曲率较大的地方都能够保留较丰富的数据点。在曲面较规则地区保留的点云相对较少,小范围内出现了过精简的现

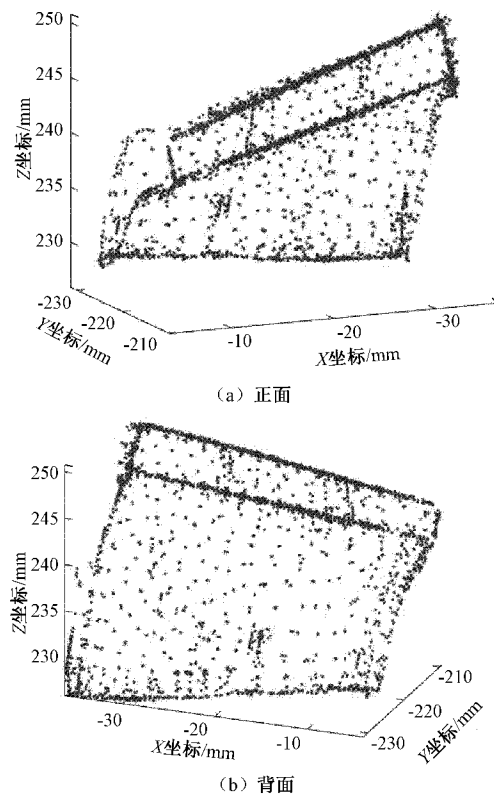


图 6 精简后液力变矩器导轮叶片点云正、背面

象。总的来说精简过程在曲率变化大的部位保留住足够的表面特征,同时,在曲率变化小的部位也能保留住均匀的数据点,并未出现空洞,达到在保持点云数据几何特征的前提下精简数据的目的。

3 数据点云曲面重建

3.1 曲面重建

曲面重建一直是逆向重建的研究热点,在对点云数据进行压缩精简处理之后,恢复点云间的拓补链接关系,重构点云模型,得到一个高质量的曲面。点云的曲面重建算法主要有如下几种:基于三角化的方法、基于区域增长的方法、基于隐式曲面拟合的方法、基于学习的网格重建。

本文采用基于 Delaunay 三角化的三角剖分方法对导轮点云进行曲面重建,即对所给点集 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, 用互不相交的三角形来近似表示点云形成的曲面,三角形的集合即为三角网格曲面。该方法能够保证重建曲面的质量,随着点云数据增加,采样密度的增大,重建曲面无限趋近于理论模型。该方法的实现基于空外接球准则和最大化最小角准则。三角剖分原理如图 7 所示。

算法主要流程如下:

- 1) 从点云数据中取出一个点 P_1 作为初始三角形的一个端点。
- 2) 找到距离 P_1 最近的点 P_2 作为三角剖分的另一个端点, P_1 和 P_2 构成了三角形的一条边。

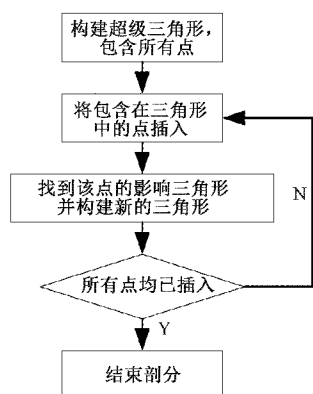


图 7 三角剖分原理流程

3) 在三维点云数据中寻找符合 Delaunay 剖分原则的最优点, 作为三角形的第 3 个端点 P_3 。

4) 如果这 3 个点符合最优点原则, 则将这 3 个点视为固定点, 三角形为初始三角形, 否则, 取 P_1 后面的点作为初始三角形的一个端点 P_1 , 重复步骤 2)。

5) 更新数据表。

6) 算法结束。

将精简后的导轮叶片点云数据进行三角曲面拟合, 得到的液力变矩器导轮叶片点云曲面拟合后正、背面如图 8 所示。

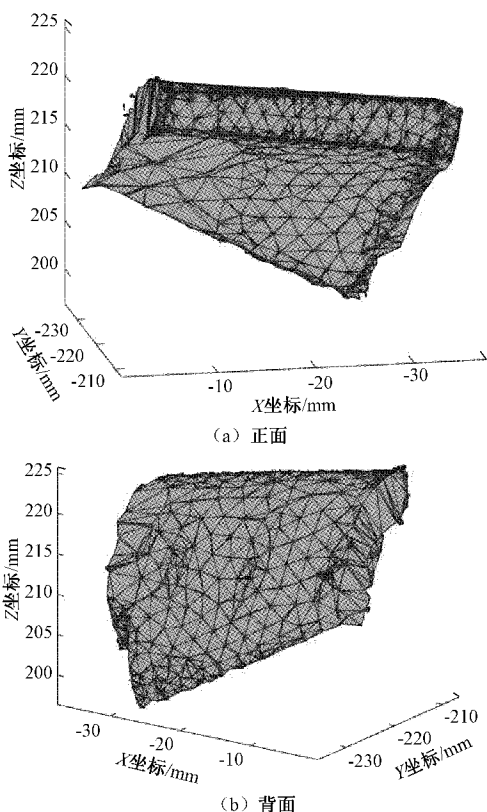


图 8 液力变矩器导轮叶片点云曲面拟合后正、背面

可以看出, 基于三角剖分的曲面重建算法对于闭合三维点云效果良好, 几乎没有出现空洞的现象, 能够较好地展

现叶片的几何特征, 同时有效地提高重建图像的精准度, 使得重建效果不会过于平滑。

在软件中选取点云数据采集最完整的叶片进行算法处理, 最后将处理好的点云阵列得到其他叶片。利用本文曲面重建方法完成液力变矩器导轮的曲面重建, 最终完成的原始液力变矩器导轮整体如图 9 所示。

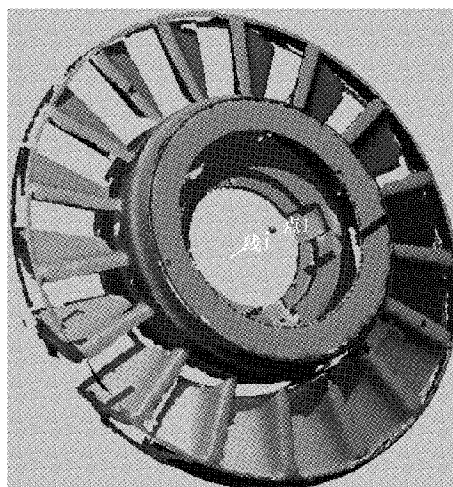


图 9 液力变矩器导轮整体原始面片

最后将模型导入到 CATIA 中进行进一步的修饰。效果如图 10 所示。

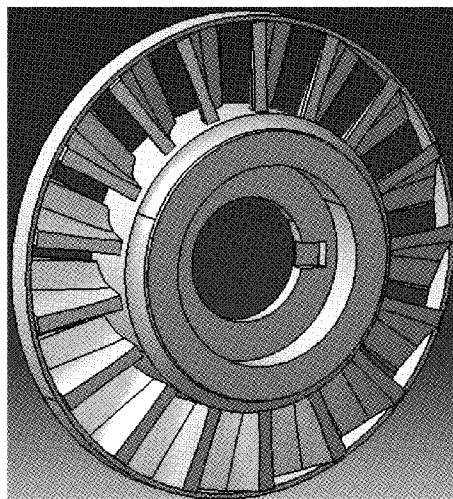


图 10 液力变矩器导轮整体曲面重建

3.2 精度评定

通过将接触式测量获得的叶片反面局部点云, 点云数量为 60, 与本文算法预处理后的点云进行误差评估, 根据前人经验, 规定大于阈值误差的点数不超过总点数的 5%, 本次设置阈值误差为 0.1 mm, 接触式测量得到的叶片点云数据与本文处理后的数据配准如图 11 所示。各点对应偏差如图 12 所示。

由图 12 可知, 将接触式测量得到的叶片点云与本文处理后叶片点云配准分析, 得到本文点云数据与接触式测

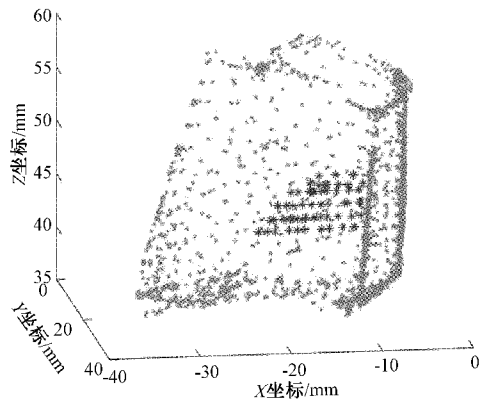


图 11 接触式获取点云与本文处理后点云分析图

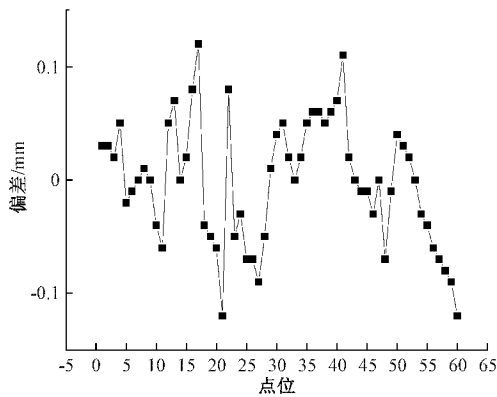


图 12 接触式获取点云与本文处理后点云偏差

得的点云大部分误差在 ± 0.1 mm,超过阈值误差的数据点数不大于5%,说明本文算法处理后得到的点云模型精度符合要求,最终经过曲面重建得到的模型满足高质量要求。

4 结 论

本文针对液力变矩器导轮叶片点云数据的处理方法进行了研究,采用 K-D Tree 结合双边滤波算法对点云进行降噪处理,基于高斯球的 Mean Shifting 聚类算法对点云进行精简处理,可以有效去除液力变矩器导轮点云数据中的噪点,在保持几何特征的基础上实现点云数据精简。基于 Delaunay 三角化的三角剖分方法对导轮点云进行曲面重建,实现了液力变矩器导轮的重建。但为了能够得到更高精度的导轮三维模型,后续研究将继续改进点云数据降噪与精简算法。

参考文献

- [1] 麦云飞,刘磊然,郭瑞. 基于 Fluent 软件的 SCR 摆线转子泵控制方程模型及算法探究[J]. 通信电源技术, 2015, 32(6): 95-98.
- [2] 李凌云. 液力变矩器叶轮的逆向设计与成形仿真研究[D]. 武汉:湖北工业大学, 2018.
- [3] 徐蓓,邹光明,王兴东,等. 反求工程在液力变矩器叶轮建模中的应用研究[J]. 机械设计与制造, 2015(7): 160-163.
- [4] YU Z, MA K, WANG Z, et al. Surface modeling method for aircraft engine blades by using speckle patterns based on the virtual stereo vision system[J]. Optics Communications, 2018, 411: 33-39.
- [5] 李茂月,马康盛,王飞,等. 基于结构光在机测量的叶片点云预处理方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 55-66.
- [6] 白杏哲,翁剑成,陈清奖,等. 反求工程在汽车转向节逆向设计中的应用[J]. 龙岩学院学报, 2015, 33(2): 40-43.
- [7] 袁小翠,吴禄慎,陈华伟. 特征保持点云数据精简[J]. 光学精密工程, 2015, 23(9): 2666-2676.
- [8] 李仁忠,杨曼,冉媛,等. 基于方法库的点云去噪与精简算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 251-257.
- [9] 王嘉鑫,赵夫群. 点云数据预处理研究[J]. 现代信息技术, 2020, 4(2): 129-130,133.
- [10] 邓佳文,张政,厉丹彤,等. 基于逆向工程与快速原型的三维模型重构[J]. 塑料工业, 2015, 43(5): 35-38.
- [11] 陈龙健,李诚,张安琪,等. 基于逆向工程的 D 型打结器重构与运动仿真[J]. 农业机械学报, 2014, 45(12): 104-108,125.
- [12] 郭宁博,陈向宁,何艳华. 基于 RANSAC 分割的点云数据 K-近邻去噪算法研究[J]. 电子测量技术, 2017, 40(12): 209-213.
- [13] 刘静静. 三维点云重建中的去噪算法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2019.
- [14] 黄晓铭,杨剑,陈辉. 三维激光点云数据精简算法[J]. 吉首大学学报(自然科学版), 2018, 39(5): 19-23.
- [15] 王成福,耿国华,胡佳贝,等. 一种特征感知的三维点云简化算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(11): 138-145.
- [16] 张亦芳. 三维点云数据的精简与重建算法研究[D]. 成都:西南交通大学, 2020.
- [17] 王美琪,李建. 一种改进 K-means 聚类的近邻传播最大最小距离算法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(7): 240-245.
- [18] 田哲浩. 三维点云数据精简与网格重建算法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2019.

作者简介

刘永生(通信作者),博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向为精密测量、智能制造及逆向工程。

E-mail:lysh@chd.edu.cn