

基于点云数据的零件数字化检测技术研究

邢宏文,刘思仁,邱磊,张亚

(上海飞机制造有限公司,上海 200436)

摘要:针对实际生产中的大批量零件质量检测问题,建立基于扫描点云数据的质量检测系统。采用三维激光扫描设备获取待测零件的表面数据,提出基于随机抽样一致性的点云数据预处理方法,通过区域增长以及迭代最近点的配准方法完成目标点云的分割提取方法,实现实体产品同设计模型理论数值的对比分析。以某冲压件为例进行算法验证,实验结果验证点云处理用于大批量零件检测的可行性和准确性,为大批量零件快速检测提供一种新的高效、准确的方法。

关键词:点云;零件检测;点云分割;激光扫描

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2020)06-0217-03

Part Evaluation Method Based on Point Cloud Data

XING Hongwen, LIU Siren, QIU Lei, ZHANG Ya

(Shanghai Aircraft Manufacturing Limited Company, Shanghai 200436, China)

Abstract: To determine the quality of large quantities of parts in actual production, a quality determination method based on scanning point cloud data is proposed. With the help of point cloud processing software and algorithm, the three-dimension laser scanning equipment is used to establish the segmentation and extraction method of multi-target point cloud, and the physical product is compared with the theoretical value of the design model. Taking a certain stamping part as an example, the experimental results show that using the point cloud processing method to determine the quality of the large quantities of the parts is feasible and correct. The high-efficient and accurate method is provided for the quality determination of the large quantities of the parts.

Keywords: point cloud; detection of parts; point cloud segmentation; laser scanning

0 引言

激烈的市场竞争对产品研制开发的周期提出了更高的要求,利用更加自动化、智能化的技术来实现生产线上零件的检测对于缩短产品的生产周期显得更为重要。传统的零件检测方法是模板检具以及三坐标测量机(coordinate measuring machine, CMM)。其中,模板式检具由于是手工操作,检测结果易受到主观因素影响,并且难以和企业已有的质量管理体系兼容。三坐标测量机能够进行复杂型面的高精度测量,但由于其工作方式只能对个别关键检测点进行测量,无法获取待测零件表面全貌,效率低,成本高。因此,需要一套在保证获取零件精确外形前提下的高效零件检测方案。

随着测量技术的不断发展,作为非接触式测量系统,光学扫描技术借助其高效、精确的特点已经在各行各业得到了广泛的应用。由于点云在数据结构的表现形式上呈现出无序、散乱以及数量大等特性,对于点云数据的处理显得尤为重要。目前,一方面,针对获取零件点云数据的噪声问题,国内外很多学者进行了大量的研究。其中对于散乱点云去噪的经典算法主要有 Laplace 算法、平均曲率流和均值漂移算法。另外,基于正交整体最小二乘平面拟合的点云

数据去噪方法,以点到平面的正交距离平方和最小为准则,兼顾因变量和自变量的误差影响,算法简单可行,去噪精度高。但此方法只针对具有平面特征的物体点云去噪,对复杂零件点云效果较差。同时,各向异性的去噪算法对于明显特征具有较高的敏感度,但是需要大量的模型结构信息,计算量较大。另一方面,针对零件点云数据的配准问题,主要分为初始配准和精确配准。初始配准最常见的是基于人机交互选择的三点配准法,通过交互选择三对不共线的点构建两个坐标系,进行刚体转换实现初始匹配;基于几何特征的方法是通过提取点云数据中对应的特征点进行配准,利用对应点求取点云数据之间的刚体变换关系。采用上述初始配准过程,为进一步提高配准精度,还需要进行精确配准。其中 ICP 算法是最经典的配准算法,但是有一定的局限性,即对模型初始位置要求比较高,否则算法容易陷入局部最优。另外,带权重的 ICP 算法在一定程度上可以对配准位置进行调整,从而逼近全局最优,但是调整的参数较多,算法复杂度较高,且受密度影响较大。

因此,基于零件检测的实际需求,针对传统检测及点云数据处理方法的不足,本文提出了基于扫描数据的零件质量评估方法。总体思路为:先针对不同零件指定相应的扫

基金项目:中国商飞创新基金资助项目

第一作者简介:邢宏文(1984—),男,湖北襄阳人,高级工程师,工学硕士,研究方向为飞机柔性装配和自动化检测技术。

描策略,利用扫描仪获取零件表面的点云数据;进行预处理对点云进行离群点去除、点云分割处理之后进行零件提取,从获取的原始数据中将需要的零件提取出来;再对点云与理论数模进行配准比较从而得到零件制造误差。整体流程如图1所示。

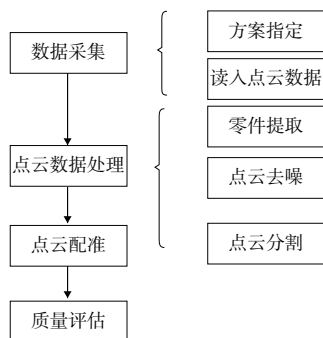


图1 零件扫描与估计方案

1 数据采集

三维激光扫描技术因其能够快速、高效地获取高密度、高精度的三维点云图像,已在近年来被广泛应用于各行各业^[1]。手持式三维扫描仪操作简单、小巧便携、具有高分辨率和极高精度,因而适用于零件扫描^[2-4]。本方法使用如图2所示的handy scan 700扫描仪作为主要的数据采集工具,其具体的各项参数如表1所示。



图2 测量工具

表1 激光扫描仪技术参数

扫描介质	扫描范围/m	扫描速度/(万次/s)	精度/mm	产品质量/kg	激光类别
立体物品	0.1~4.0	48	最高0.03	0.85	2级

2 数据预处理

2.1 提取零件

在实际扫描中,由于背景噪声以及扫描环境的影响,扫描结果中可能存在被测零件之外的其他数据点^[5],如图3(a)所示。因此为了将被测零件之外的点云数据去除,方便后续的操作,在扫描之后首先需要对点云数据进行分割处理,去掉平面部分只保留平面上的物体^[2]。本文采用的方法是RANSAC平面拟合算法^[6],筛选出点云数据中的平面部分,并将平面点云去除。该算法的基本思路是:

1) 随机选择3个点拟合1个平面模型;

2) 计算模型中全部点云数据到平面模型的距离;

3) 找到所有距离小于阈值的点(内点)并记录满足条件的点的个数;

4) 重复1)~3)过程,达到迭代次数或完成全部拟合后,选出内点个数最多的模型作为问题的解。

RANSAC算法中,将内点在整个数据集中的比例 t 作为选择最终解的标准,具体定义为:

$$t = \frac{n_{\text{inliers}}}{n_{\text{inliers}} + n_{\text{outliers}}} \quad (1)$$

其中: n_{inliers} 是内点的个数; n_{outliers} 是外点的个数。

该算法经过 k 次迭代拟合出合适的平面模型,然后在所有点云数据中去除内点,得到余下零件的点云数据。

图3为零件点云提取前后示意图,图3(a)为利用RANSAC处理前的点云数据;图3(b)为利用RANSAC去除平面之后的点云数据,可以观察到平面点云已被很好地去除。

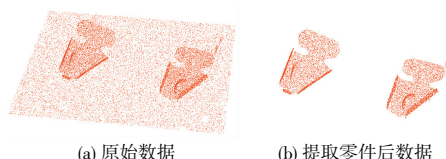


图3 提取零件

2.2 离群点的去除

去除平面之后的其他微小离群点本身并不具备特定的几何形状,为了将其从点云数据中去除,有效的方式是采用一种基于聚类的方法,将离群点聚为一类之后将其去除。本文采用的是基于欧式距离的 K -means聚类方法^[7-8]去噪,具体算法为:

1) 随机从点云数据中产生 K 个点 $C_i \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ (C_i 为第 i 个点的坐标值)作为初始聚类中心, K 值的大小决定了聚类精度和点云提取的时间复杂度, K 值越大,聚类精度越高,提取过程的时间复杂度越高。为了获取合适的 K 值需要进行多次测试,根据 K -means聚类数目和算法运行时间的关系来确定合适的聚类数目。

2) 对于点云中的每个数据点,根据它们与聚类中心的欧氏距离,按距离最近的准则将它们归类到最近的类。

点云中一点 P 到聚类中心 C 的欧式距离定义为:

$$d(P, C) = \sqrt{(P_x - C_x)^2 + (P_y - C_y)^2 + (P_z - C_z)^2} \quad (2)$$

3) 针对每一类,添加新的点之后,计算聚类中内部数据点的平均距离,根据平均距离最小,选择新的聚类中心。平均距离公式如下:

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^N P_{ij}}{N} \quad (3)$$

其中: P_{ij} 是聚类 r 中第 i 个点的坐标; N 是聚类内点的总数。

4) 针对每一类,计算每个点 P_{ij} 和新的聚类中心 C_i 的平均距离,小于阈值的聚类会被删除。 K_i 的取值会影响不合格点的删除数量, K_i 取值越小就会导致越多的点被删除;反之, K_i 取值越大导致噪声点被保留。

5) 通过测试获取合适的 K_i 值。

如图4(a)所示,去噪前的点云中除了两个目标零件之外,还存在一些小的噪点,利用 K -means聚类方法聚类

之后,去除较小的类别,实现了离群点的去除。通过所述方法处理后得到的结果图如图4(b)所示,可以观察到该方法可以有效实现点云去噪。

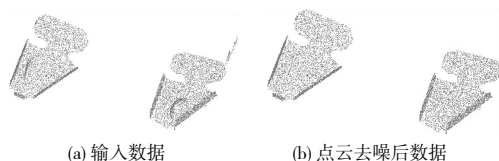


图4 点云去噪

2.3 点云分割

经过离群点去除之后的点云数据往往包含不止一个零件,不同零件的位姿通常也各不相同。为了能够利用零件点云数据进行质量分析,需要从全部点云中从单个的零件提取出来^[9]。本文采用区域增长算法^[10]对去噪后的点云进行分割。

基于区域增长的点云分割算法基本思想如下:

- 选择种子点。点云中有未标记点,按照点的曲率值对点进行排序,找到最小曲率值点,并把它添加到种子点集。
- 对于每个种子点:1) 计算每个近邻点与当前种子点的距离值,进行测试 2); 2) 如果距离值小于设定的阈值,这个点就被添加到种子点集,即属于当前区域。
- 通过 2 次检验的点,被从原始点云去除。
- 设置最小点簇的点数为 $\min$, 最大点簇为 $\max$ 。
- 重复 a)-c) 步,并对不同平面标记不同颜色加以区分。

图5为点云分割前后示意图,可以观察到点云数据已被分隔为不同的零件,并用不同的颜色加以区分(本刊为黑白印刷,如有疑问请咨询作者)。

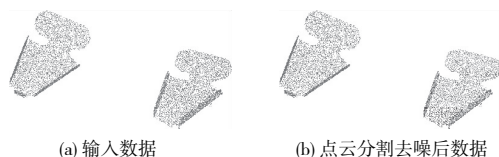


图5 点云分割

3 数据配准及分析

为了直观地反映零件的质量情况,需要将分割后的零件实测点云同零件的理论模型点云进行配准。

由于被测物体为近似刚体,点云的旋转变换可以用以下的方程表示:

$$p_t = R \cdot p_s + T \quad (4)$$

式中: p_t 、 p_s 表示源点云与目标点云中一对对应的点; R 、 T 表示要求的旋转、平移矩阵。本文采用 ICP 算法^[11]实现源点集到目标点集的配准。

配准的主要算法流程如下:

- 1) 首先给定源点云与目标点云;
- 2) 提取特征确定对应点;
- 3) 估计匹配点对应的变换矩阵;
- 4) 应用变换矩阵进行源点云到目标点云的变换。

ICP 算法核心是最小化一个目标函数:

$$f(R, T) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} |p_t^i - R \cdot p_s^i - T|^2 \quad (7)$$

式中: p_t^i 和 p_s^i 表示一对对应点; N_p 为整个点云数据中对应点的总对数。应用变换矩阵实现源点云与目标点云的匹配,根据实际要求还可以计算对应点的偏差距离以表示零件质量情况。

图6为点云配准后示意图。通过计算扫描点云与理论数模之间的距离,可以得到图7所示的零件误差分布,从而得到最终的零件检测结果。

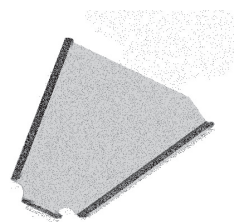


图6 点云配准

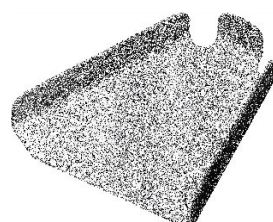


图7 零件误差分布

4 结语

三维激光扫描技术具有速度快、精度高、受环境因素影响小等优势。本文主要研究将其应用于零件扫描与评估的一套数据采集流程,包括点云采样和去噪、点云分割、平面拟合、点云配准等过程。通过具体实例进行了分析,为生产线上零件的质量评估提供了一种新的思路。

参考文献:

- [1] 张微. 基于实测数据的飞机部件数字化预装配技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2016.
- [2] 张强,李朝奎,李俊晓,等. 一种改进的基于法矢方向调整的平面点云分割方法[J]. 地理与地理信息科学,2015,31(1): 45-48.
- [3] 韩邦合,李永明. 计量逻辑学中的误差累积理论[J]. 计算机工程与应用,2009,45(23): 9-10,66.
- [4] 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.
- [5] 李国栋. 非接触三维扫描测量数据的处理研究[J]. 工程建设与设计,2018(14): 266-267.
- [6] 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.
- [7] 段明秀. 层次聚类算法的研究及应用[D]. 长沙:中南大学,2009.
- [8] HUANG Zhexue. Extensions to the k -means algorithm for clustering large data sets with categorical values[J]. Data Mining and Knowledge Discovery,1998(2):283-304.
- [9] 张跃强,苏昂,刘海波,等. 基于多直线对应和加权最小二乘的位姿估计[J]. 光学精密工程,2015,23(6): 1722-1731.
- [10] 周琰,周步祥,邢义. 基于邻接矩阵的图形化网络拓扑分析方法[J]. 电力系统保护与控制,2009,37(17): 49-52,56.
- [11] 张蒙. 基于改进的 ICP 算法的点云配准技术[D]. 天津:天津大学,2013.

收稿日期:2019-06-12