

DOI:10.16136/j.joel.2022.11.0052

基于结构光在机测量的变形薄壁件点云配准方法

李茂月*, 田 帅, 刘 硕, 赵伟翔

(哈尔滨理工大学 机械动力工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要:结合点云局部特征和 Octree 优化搜索,提出了用于薄壁零件加工过程测量的三维变形点云自动配准的算法,并有效计算出位移偏差量。首先,对薄壁零件点云模型进行数据预处理,去除主体中的无效点和噪声点,计算点云的法向量、3 个特征元素作为 PPFNET(point pair feature net)特征学习方法的输入,利用最大池化层将变形的局部特征聚合到全局特征中,通过全局和局部特征描述符的深度学习,找出无序点云间的对应关系,完成点云粗配准过程;然后,提出一种基于迭代最近点算法(iterative closest point, ICP)的改进精配准算法,通过增加阈值限定,过滤加工变形时颤振影响,使配准精度达到了 98.58%,配准效率提高了 10%;最后,采用 Hausdorff 进行距离计算,使用 Cloud-Compare 进行位移偏差分析,分析结果与实验结果比较表明,平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)为 2.32%。在机测量模拟结果表明,所提方法满足在机检测加工变形的实时性和测量精度要求。

关键词:点云配准;薄壁零件;加工变形;特征描述符;位移偏差

中图分类号:TH741 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0086(2022)11-1148-10

Point cloud registration method for deformed thin-walled parts based on on-machine measurement of structured light

LI Maoyue*, TIAN Shuai, LIU Shuo, ZHAO Weixiang

(School of Mechanical and Power Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China)

Abstract: Combined with the local features of point cloud and Octree optimization search, an automatic registration algorithm of 3D deformation point cloud for machining process measurement of thin-walled parts is proposed, and the displacement deviation is effectively calculated. Firstly, the data of the point cloud model of thin-walled parts is preprocessed to remove the invalid points and noise points in the main body. The normal vector and three feature elements of the point cloud are calculated as the input of the point pair feature net (PPFNET) feature learning method. The deformed local features are aggregated into the global features by using the maximum pool layer. Through the in-depth learning of the global and local feature descriptors, it can find out the corresponding relationship between disordered point clouds and complete the rough registration process of point clouds. Then, an improved precision registration algorithm based on iterative closest point (ICP) is proposed. By increasing the threshold limit and filtering the influence of chatter during machining deformation, the registration accuracy is 98.58% and the registration efficiency is improved by 10%. Finally, Hausdorff is used to calculate the distance, and Cloud-Compare is used to analyze the displacement deviation. The comparison between the analysis results and the experimental results shows that the mean absolute percentage error (MAPE) is 2.32%. The simulation results show that the proposed method meets the requirements of real-time and measurement accuracy of machining deformation.

Key words: point cloud registration; thin wall parts; machining deformation; feature descriptor; displacement deviation

* E-mail: lmy0500@163.com

收稿日期: 2022-01-22 修订日期: 2022-03-22

基金项目: 国家自然科学基金(51975169)和黑龙江省普通高校基本科研业务费专项资金(2019-KYYWF-0204)资助项目

1 引言

随着三维数据获取和计算机算力的不断发展,三维测量技术不仅被广泛应用于三维重建、逆向工程、工业制造和文物保护领域,还扩展到了误差可追溯性分析、精密装配和其他制造领域。在制造加工领域,必须使用标准零件作为参考,确保加工工艺参数的精度。因此,在机测量技术可以满足实时测量并与标准件分析比较,不断调整加工工艺参数达到最优精度^[1]。

三维点云数据是一种新的三维集合表现形式,它不仅包含物体的几何拓扑信息,同时还具有很高的精简性和灵活性。三维点云技术包括点云滤波、点云配准、点云分割、表面重建等^[2]。其中,点云配准是最关键的技术之一,为了得到完整的模型表面点云数据,需要将不同角度获得的点云数据通过坐标转换统一到同一摄像机坐标系下,这一过程叫做点云配准^[3]。目前其被广泛应用于三维重建、即时定位地图构建、智能抓取等领域^[4]。

为了将在机测得的薄壁零件点云数据与设计的模型相匹配,必须使用点云配准,以获得所需的评估决策^[5]。由于数据中包括的噪声和离群值将对匹配精度产生很大影响^[6],因此,当面对复杂的点云或点云距离彼此较远时,传统的配准方法的鲁棒性和适应性较差,容易陷入局部最小值并导致配准失效^[7]。

目前,配准过程大致分为粗配准和精配准两个步骤^[8]。粗配准的目的是通过两个三维点云集中的对应特征,为精配准提供较好的变换初值;精配准是通过在粗配准的基础上获取最佳变换参数,然后完成点云配准。特征学习方法使用深度神经网络学习鲁棒的特征对应搜索,通过一个步长估计最终确定变换矩阵而不需要迭代。例如,ZENG^[9]使用 AlexNet 从 RGB-D 数据集中学习 3D 功能。DENG^[10]提出了一种通过使用邻近点的分布,然后输入到网络中进行深度特征学习的局部 PPF(point pair features)特征。GOJCIC^[11]提出了旋转不变的手工特征,并将其输入到用于特征学习的深层神经网络中。精配准的模式基本上已经固定为使用迭代就近点算法(iterative closest point, ICP)及其各种变种。LIU^[12]提出将最近的点与单向或双向约束结合使用,将 SoftAssign 与传统 ICP 算法的效率相结合。CHEN^[13]针对部分重叠的点云提出了基于洪潭的 ICP 自动配准算法,提高了配准速度和准确性。

对加工工件的表面质量进行分析,可以验证

配准的精确度。蔡军^[14]基于点云配准、点云分割模型,设计了一种分析方法,提高了预装配仿真中的准确性。李欢^[15]提出了一种层次化快速约束配准算法,实现加工余量的优化分配,提高了点云数据的配准效率。

综上所述,本文从在机测量的实时性需求和具备一定特征的薄壁零件结构出发,采用改进的神经网络 PPFNET(point pair features net)配准算法对变形前后点云数据配准,改进点云配准速度,以解决加工时点云实时配准问题,提高配准精度,降低配准所需时间,使得配准达到较好的效果。然后,采用改进的 ICP 精配准算法,过滤加工时颤振影响,获得旋转和平移矩阵的全局最小值。最后,采用 Hausdorff 和 Octree 相结合对精配准以后的点云数据进行位移偏差计算,以得到变形之后的点云位移偏差图,计算均方根误差反映出测量的精确度。

2 变形测量的改进配准算法

2.1 变形测量的点云数据降噪与滤波

由于测量环境、设备精度的限制和人为因素等的影响,通过单目结构光方法获取到的三维点云数据,不可避免地存在噪声点和无效点,这些点的存在会影响点云配准,从而严重影响重建的表面精度。因此,在得到高精度、光顺、逼真的三维模型之前,必须对其无效点和噪声点进行剔除。采用 Voxel Grid 滤波器,通过在点云数据中创建三维体素栅格,然后用每个体素的重心来近似表达体素中的其他点,从而达到剔除无效点和噪声点的目的。

2.2 点云数据预处理

1) 表面法线计算

表面法线是几何体表面的重要属性,确定表面一点法线的问题近似于估计表面的一个相切面法线的问题,因此转变成一个最小二乘法平面拟合估计问题。对于每个点 p_i ,假设协方差矩阵 C 如下:

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{p}) \cdot (p_i - \bar{p})^T, \quad (1)$$

$$C \cdot V_j = \lambda_j \cdot V_j, j \in \{0, 1, 2\}, \quad (2)$$

式中, k 是离 p_i 点最近的 k 个点, $\bar{p}$ 是最近邻的中心, λ_j 是第 j 个特征值, V_j 是第 j 个特征向量。

为了解决法线方向不定的问题,需要知道视角的向量,且满足法线和视角与点的连线的夹角是锐角,即两个向量的点积大于 0。

$$n_i \cdot (V_p - p_i) > 0, \quad (3)$$

式中, n_i 为该点的法向量, V_p 是视角的向量。

最后,通过法向一致性的调整,使所有法向量统一成一个方向。

2) 快速点特征直方图计算

如图 1 所示,将快速点特征直方图(fast point feature histogram, FPFH)公式简单化,称为快速点特征直方图,它将算法的计算复杂度降低到 $o(nk)$,同时仍然保留了点特征直方图的大部分判别能力^[16]。

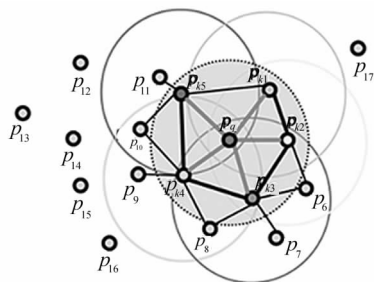


图 1 快速点特征直方图影响区域^[16]

Fig. 1 Influence area of fast point feature histogram^[16]

第一步,计算每个查询点和它邻域点之间的 3 个特征元素称之为 SPFH(simple point feature histograms)。第二步,重新确定 k 近邻域,为了确定查询点 p_q 的近邻点 p_k 的 SPFH 值、查询点 p_q 和近邻的距离以及 k 的数值,则:

$$\text{FPFH}(p_q) = \text{SPFH}(p_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{W_k} \cdot \text{SPFH}(p_k). \quad (4)$$

式中, W_k 为权重,一般为距离。

2.3 改进的 PPFNET 网络构架

PPFNET 是一种用于 3D 点匹配、具有全局感知的特征提取网络算法,通过全局特征描述符的深度学习,找出无序点云间的对应关系。PPFNET 算法考虑到了全局特征的一个匹配,同时还能够在严重的密度损失下保持一个较高的配准精度。但是,当工件加工的时候,发生变形的部位是工件与刀具接触的地方,也就是只有局部发生变形,当局部发生了变化,其局部特征也随之变化,因此本算法的改进主要考虑到局部特征与全局特征的一个融合,不仅可以达到不同特征之间的优势互补,而且可以提高点云配准的灵活性,满足实际应用的要求。点云配准算法流程如图 2 所示。

通过点云预处理获得的局部特征作为 PPFNET 特征学习的输入参数,设置 PointNet 的权值和偏置参数,并且共享于后续的网络参数中,使用最大池化层将提取出来的局部特征聚合成为全局特征,本文改进的算法考虑将加工变形的局部特征融合到全局特征中,利用多层感知器(multi-layer perceptron, MLP)将局部特征(3+64+128 局部特征)聚合到深层特征层中,把全局功能连接到每个本地功能,达到了变形特征融合的目的。改进 PPFNET 的架构如图 3 所示。

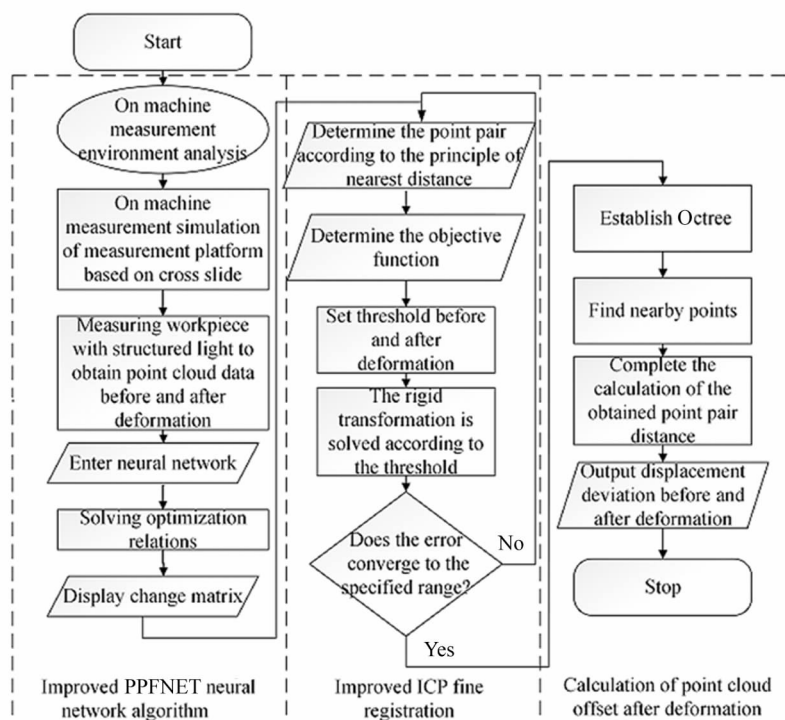


图 2 点云配准算法流程

Fig. 2 Flow of point cloud registration algorithm

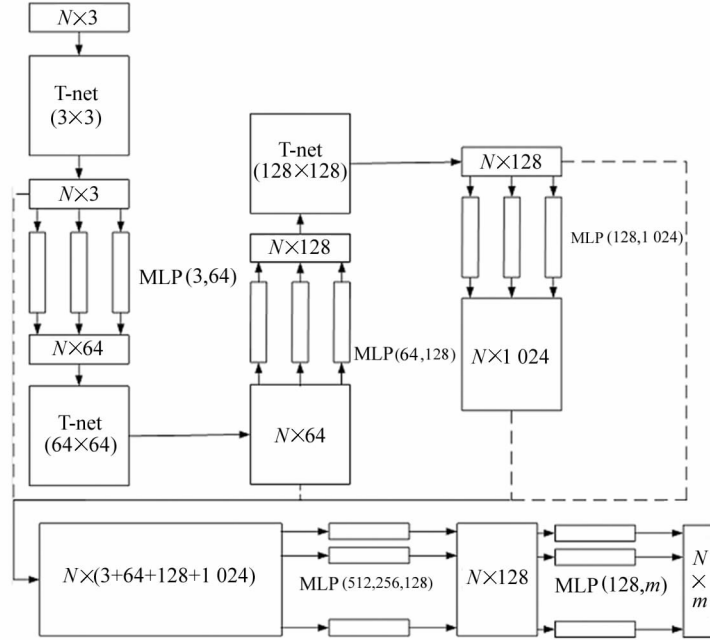


图 3 PPFNET 网络架构

Fig. 3 PPFNET network architecture

通过使用 PPFNET 提取本地 3D 特征描述子的功能,就是将高维非线性数据空间映射到低维线性特征空间的过程。因此,采用两个损失函数约束训练过程:对比度^[9]和三重态^[17],分别考虑成对的点云集和三维状态的点云集。

$$L = \sum \left(\frac{\mathbf{M}^{\circ} \mathbf{D}}{\|\mathbf{M}\|_2} + \alpha \frac{\max \theta - 1 - \mathbf{M}^{\circ} \mathbf{D}}{N^2 - \|\mathbf{M}\|_2} \right), \quad (5)$$

式中, $\mathbf{M} \in \mathbf{R}^{N \times N}$, $\circ$ 是 Hadamard Product 中的一种二元运算, α 是参数平衡匹配和非匹配对之间的权重, θ 是非匹配对之间的预期距离的最小值。

训练使用到的数据集主要来源于 3DMatch、ModelNet、采集得到的点云数据。在 3DMatch 点云数据集筛选了具有曲面特征且大小符合要求的部分数据; ModelNet 总共有 662 种目标分类, 12 791 5 个 CAD 模型, 选取了与加工零件相关的模型点云数据; 在学习过程中加入采集到的点云数据, 使得数据库更加完整, 得出的效果更佳。

2.4 改进的变形测量 ICP 精配准算法

为了获得 PPFNET 神经网络配准以后的精确点云相对位姿, 本文采用改进的 ICP 精配准算法对点云数据中有变形量的点云数据进行配准。该方法能够提高点云配准精度, 还能保留变形后的点云数据的相对位姿。因此, 可对薄壁零件粗配准以后的点云数据进行 ICP 精配准, 使得点云模型达到较好

的配准效果。

ICP 算法的核心是求欧氏距离的最小值:

$$f(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} |p_i^i - \mathbf{R} \cdot p_i^i - \mathbf{T}|^2, \quad (6)$$

式中, p_i^i 、 p_i^i 是一对对应点, 总共有 N_p 对对应点, $\mathbf{R}$ 是旋转矩阵, $\mathbf{T}$ 是平移矩阵。这个目标函数实际上就是所有对应点之间的欧氏距离的平方和。

利用粗配准得到旋转平移矩阵, 对目标点云进行变换, 得到一个变换后的点云。由于实际测量过程中受到设备精度的影响, 因此增加一个设备精度限制条件阈值 d (实验设备的最小误差 0.05 mm)。然后, 将变换后的点云与目标点云进行比较, 只要两个点云的距离小于 d , 就认为这两个点就是对应点。但是当实际距离大于 d 时, 就判定该点为位移偏差点, 该点直接通过计算好的 $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{T}$ 进行计算, 使变形后的点尽可能保证相对准确的位姿, 这样既可以过滤掉加工颤振的影响, 保留变形以后的点云特征, 又可以使配准结果更加精准。

有了对应点之后, 就可以用对应点对旋转矩阵与平移矩阵进行估计。 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{T}$ 中只有 6 个自由度, 而对应点数量是庞大的。因此, 可以借助奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 来计算。本文采用改进的 ICP 算法实现精配准, 具体流程如图 4 所示。

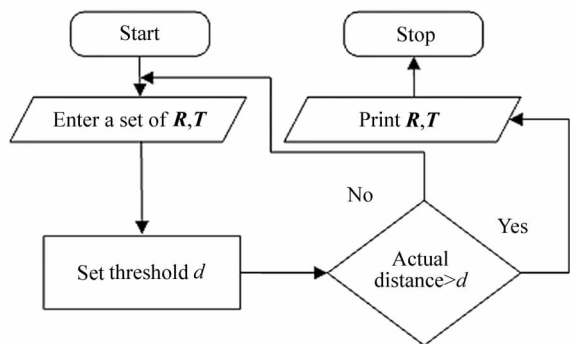


图 4 改进 ICP 精配准流程

Fig. 4 Improved ICP fine registration process

2.5 基于配准算法的变形误差计算

针对点云变形参数,本文利用 Hausdorff 和 Octree 相结合的算法,计算原始点云数据和被测件变形后的点云数据的位移偏差量。Octree 是一种用于描述三维空间的树状数据结构,其示意图如图 5 所示。

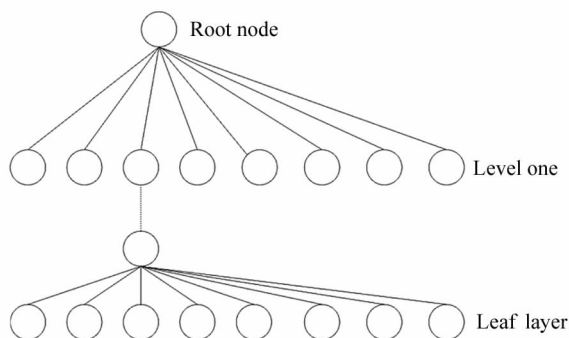


图 5 Octree 示意图

Fig. 5 Octree diagram

在 Octree 的细分级别上进行距离计算,主要思想是细分级别越高,Octree 单元越小。如果两个点云之间的最大距离很大,则计算时间可能会非常长。因此,将搜索限制在合理值以下以缩短计算时间,所有比该距离远的点都不会计算其真实距离,将使用阈值代替。

本文实验点云数据大概为四万个点,因此选用 Octree 可以满足计算要求。通过多次实验分析比较,八叉树等级选择为 4、距离阈值设置为 1 mm 时迭代计算时间较少,且计算精度可以达到 10^{-2} mm。

通过对全部子区域进行 Hausdorff 距离计算,即可完成全部点云的位移偏移量计算。

3 实验验证

本文自主搭建了基于单目结构光的测量平台,

作为点云获取的在机测量模拟平台,如图 6 所示。平台通过搭载大恒 MER-302-56U3 工业相机及明基 SP831-V 投影仪,实现对薄壁件变形的测量。实验用薄壁零件的尺寸:长度 175 mm,宽度 145 mm,厚度 10 mm,零件材质为铝合金,如图 7 所示。测量过程如图 8 所示。

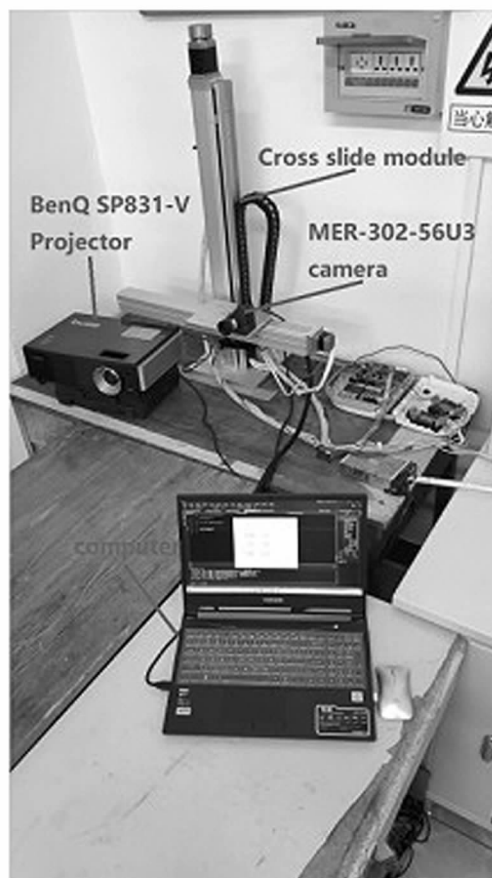


图 6 测量实验平台

Fig. 6 Experimental platform of measurement

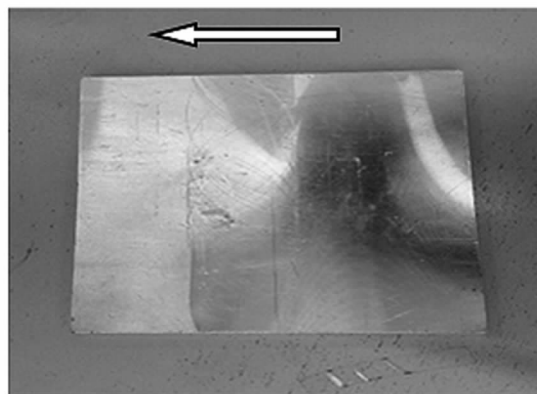


图 7 薄壁零件及加工测量方向

Fig. 7 Thin wall parts and machining measurement direction

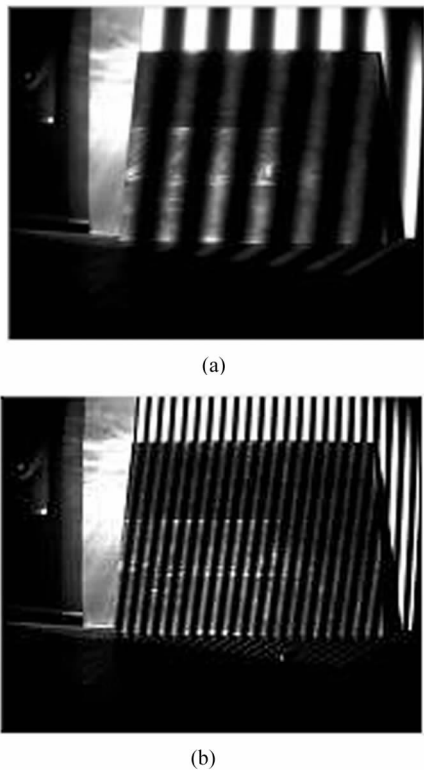


图 8 测量过程及获得的原始点云:
(a) 测量过程 1; (b) 测量过程 2

Fig. 8 Measurement process and original point cloud
obtained: (a) Measurement process1;
(b) Measurement process2

首先,对测量过程相机进行标定,确定世界-相机坐标、像素点-相机坐标关系,采用五频四步相移法形成 20 张光栅图像完成解包裹相位,进而采集到所需的点云数据。

3.1 配准方法验证

为了验证配准方法的可行性,通过自主搭建的单目结构光测量平台获取薄壁零件的点云数据,结合配准以后的重叠度(重合点占所有点数量的比例称为重叠度)来判断本文方法的可行性。Bunny (Greg Turk 等人在斯坦福利用 3D 扫描仪扫描出来的实验模型)是广泛采用的 3D 测试模型,且数据公开透明,易于对比分析,因此本文采用 Bunny 作为验证模型,配准效果如图 9 所示,不同配准算法的重叠度如表 1 所示。

从表 1 可以看出,ICP 配准算法重叠度最低,NDT-ICP (normal distribution transform-iterative closest point)算法通过正态分布粗配准,重叠度略低。本文所提出的算法和 SAC-IA-ICP(sample consensus-initial alignment-iterative closest point)算法

都是通过特征进行粗配准的,因此配准结果相差不大。

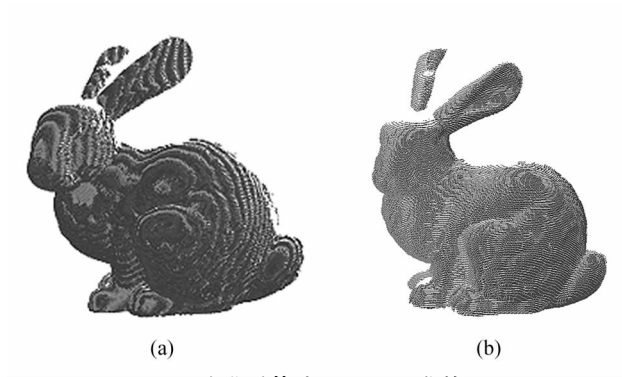


图 9 改进后算法 Bunny 配准效果:
(a) 同物同场景不同视角同时刻配准;
(b) 同物同场景同视角不同时刻配准

Fig. 9 Bunny registration effect of the improved algorithm:
(a) Simultaneous registration of the same object
and scene from different perspectives;
(b) Registration of the same object, same scene,
same perspective at different moments

表 1 不同配准算法的重叠度

Tab. 1 Degree of overlapping of different registration algorithm

Registration method	Degree of overlapping
ICP	92.35%
NDT-ICP	97.63%
SAC-IA-ICP	98.42%
PPFNET-ICP	98.26%
Proposed algorithm	98.58%

为了验证改进的点云配准方法的优点,采用同一组原始点云 pcd 文件进行配准效果对比,分别对 NDT-ICP 配准算法、SAC-IA-ICP 配准算法、PPFNET 配准算法、本文提出的点云配准算法对模型处理后,进行实验效果对比,效果如图 10 所示。图中重叠的后半部分为配准前模型,重叠的前半部分为配准后模型。不同配准算法的时间与误差如表 2 所示。

从图 10 可以看出,不同配准算法的重叠度,NDT-ICP 和 SAC-IA-ICP 配准算法重叠度相对较低,上、下还有部分没有配准上;PPFNET-ICP 和改进后的算法重叠度相对较好。从表 2 可以看出,NDT-ICP 配准耗费时间最长,由于是通过正态分布来确定对应位置关系,所以其相对误差 ε 是最小的;后两种方法由于都是采用特征配准,改进后的配准方法相对误差和 SAC-IA 相差不大,且都在计算误差范围以内,但是改进后的配准算法在配准效率上提高了 10%。

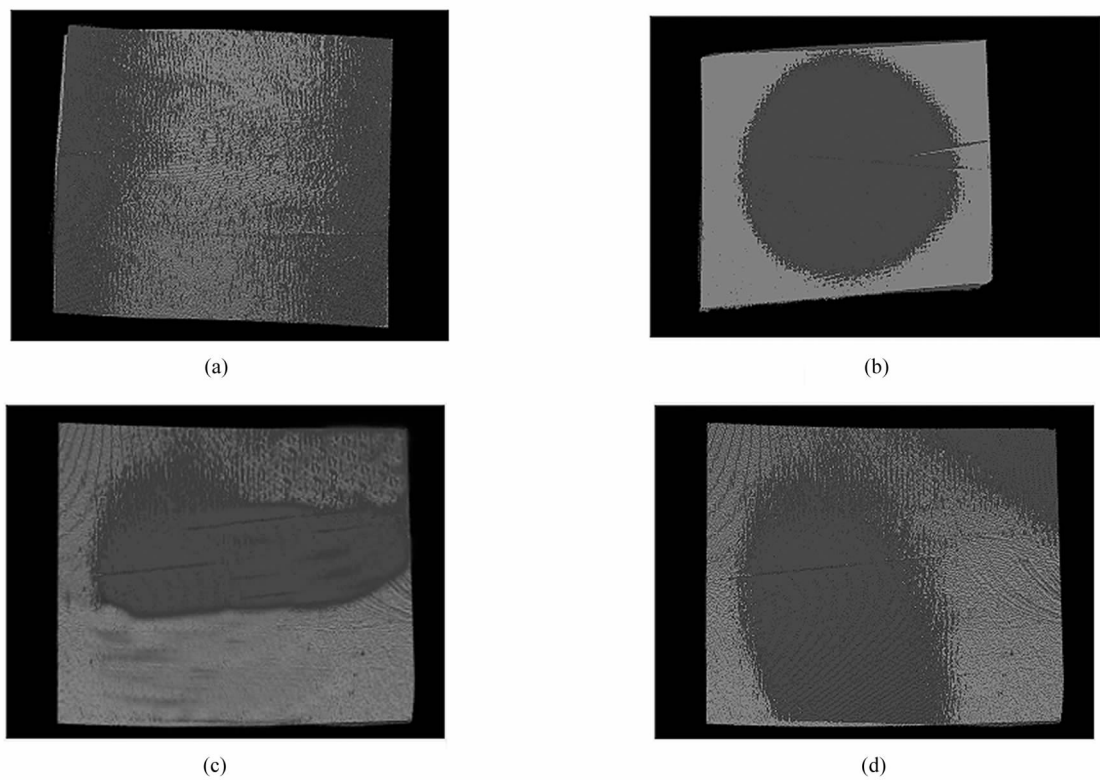


图 10 薄壁零件配准效果:(a) NDT-ICP 配准;(b) SAC-IA-ICP 配准;(c) PPFNET-ICP 配准;(d) 改进后算法配准
Fig. 10 Registration effect of thin wall part:(a) NDT-ICP registration;(b) SAC-IA-ICP registration;
(c) PPFNET-ICP registration; (d) Improved registration algorithm

表 2 不同配准算法时间与误差

Tab. 2 Time and error of different registration algorithms

Registration method	NDT-ICP	SAC-IA-ICP	PPFNET-ICP	Improved method
Time/s	3.28	2.91	2.86	2.63
X translation error/mm	0.013 2	0.014 1	0.013 6	0.012 8
X rotation error/mm	0.118 6	0.142 8	0.137 6	0.141 3
Y translation error/mm	-0.009 7	-0.006 5	-0.007 3	-0.006 3
Y rotation error/mm	0.072 4	0.061 3	0.065 6	0.054 2
Z translation error/mm	-0.009 1	-0.076 5	-0.078 6	-0.074 5
Z rotation error/mm	-0.928 3	-0.012 7	-0.012 2	-0.012 1

3.2 在机测量加工变形仿真及实验验证

现有的变形研究方法多采用以下两种方法:材料力学模型分析方法或有限元模型分析方法。为了深入研究薄壁零件受到铣削力而导致的变形规律,本文对施加的铣削力作出以下假设:

- 1) 铣削力大小在整个过程保持恒定。
- 2) 考虑到薄壁零件的长度和宽度远大于其厚度,认为薄壁零件主要是弹性变形为主。当研究薄壁零件沿长度方向的变形规律时,忽略截面剪应力和夹具的预应力作用。
- 3) 假设整个测量过程中薄壁零件一直属于形变状态。在材料力学理论中,分析弯曲变形的基本理论是梁的挠曲线近似微分方程以及叠加法计算梁变形。

根据以上假定和夹具结构,建立薄壁零件模型及受力分析,如图 11 所示。

首先,针对实验设备的响应等级和采集所需要的周期性,设置仿真加工时间为单目结构光采集周期的 11 倍,以便在加工过程中采集到足够多的薄壁零件变形数据。

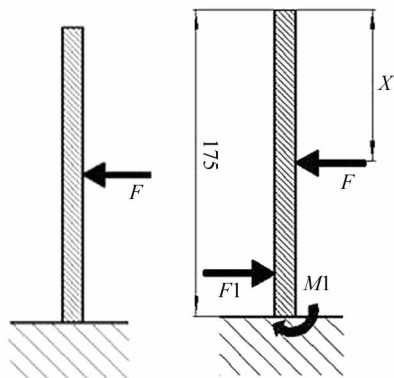


图 11 薄壁零件受力模型和受力分析

Fig. 11 Force model and analysis of thin-walled parts

模拟的铣削工况是薄壁零件铣削加工,负载施加方法是增加一个外部力模拟实际过程中的铣削力,通过实际加工过程中等效每齿进给量和等效切深计算出切削力系数,由铣削力计算公式算出铣削力大小。

利用有限元法对切削过程进行仿真,旨在最大程度接近真实切削条件并对结果进行预测,按图 7 所示的方向加工,图 12 为有限元分析结果。

从仿真图 12 可以看出,切入和切出时薄壁零件发生了较大的变形,约为 0.17 mm;中间时刻其变形量在 0.11 mm 左右,相对较小且稳定。

通过模拟在机测量环境,使薄壁零件不断发生形变,达到实时采集薄壁件变形时三维点云数据的目的,将切入、中间、切出获得的点云数据与前一次采集到的点云数据配准,经过 ICP 精配准,输出变化矩阵,如表 3 所示。

结合配准以后的点云数据,选取合适的 Octree 等级,当子立方体所分配到的单位元元素数量不为零且跟父立方体是一样时,则该子立方体停止细分,细分的次数即为八叉树等级。通过 Hausdorff 公式计算出每次点云的变化距离,位移偏差如图 13 所示。

由图 13 中薄壁零件切入、中间、切出时刻对应的偏差分布,可以得到当前时刻最大位移偏差分别为 0.172 mm、0.112 mm、0.185 mm,切入、切出时刻发生较大变形,中间时刻较稳定。

如图 14 所示,通过测量过程中的多次配准计算,可以获得薄壁零件在整个加工过程的最大变形曲线,其反映了整个加工过程薄壁零件受到铣削力发生的变形量大小,在同一条轨迹上,变形量先减

小、保持稳定、再增加,规律符合薄壁零件加工过程变形的特点。

实际位移偏差均方根误差如表 4 所示,用均方根误差来衡量偏差大小,所以能够很好地反映出测量的精确度,切入、中间、切出时均方根误差分别为 0.017 mm、0.012 mm、0.018 mm,平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 为 2.32%。因此,针对薄壁类零件变形非接触式动态测量,本文提出的方法满足实时在机加工测量的要求。

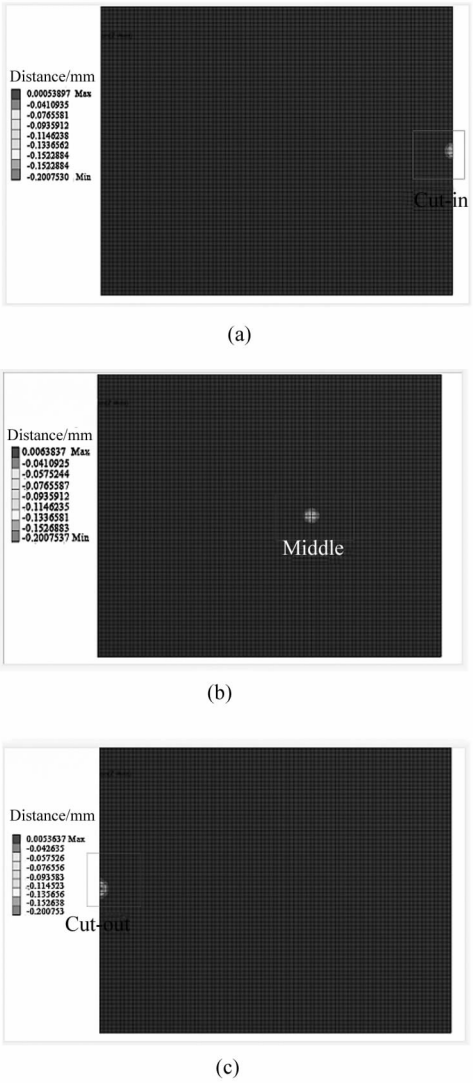


图 12 铣削过程有限元结果分析:

(a) 切入过程有限元分析;

(b) 中间过程有限元分析; (c) 切出过程有限元分析

Fig. 12 Analysis of finite element results in milling process:

(a) Finite element analysis of cut-in process;

(b) Finite element analysis of intermediate processes;

(c) Finite element analysis of cut-out process

表 3 R 与 T 变化矩阵

Tab. 3 R and T change matrix

State	R and T change matrix			
Cut-in	0.997	0.073	0.017	40.144
	-0.073	0.997	-0.012	-14.884
	-0.018	0.011	1.000	1.646
	0.000	0.000	0.000	1.000
Intermediate	0.999	0.050	0.020	60.430
	-0.049	0.998	-0.028	-47.729
	-0.022	0.027	0.999	0.212
	0.000	0.000	0.000	1.000
Cut-out	1.000	0.005	0.011	25.227
	-0.005	1.000	-0.016	-15.370
	-0.011	0.016	1.000	-0.369
	0.000	0.000	0.000	1.000

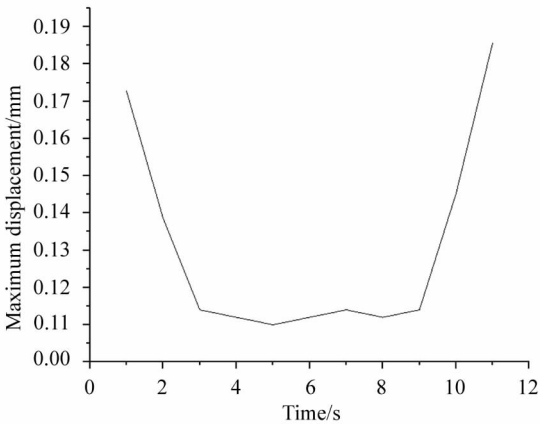


图 14 加工过程最大变形位移曲线图

Fig. 14 Curve diagram of machining process maximum deformation displacement

表 4 实际位移偏差均方根误差

Tab. 4 Root mean square error of actual displacement deviation

State	Root mean square error/mm
Cut-in	0.017
Intermediate	0.012
Cut-out	0.018

4 结 论

针对薄壁零件铣削加工变形测量问题,在分析在机测量环境特点及要求的基础上,利用自主搭建的结构光测量平台实现了在机测量模拟,并进行了相关配准方法的研究,获得的结论如下:

1) 针对薄壁零件铣削加工变形问题,在分析在机测量环境特点及要求的基础上,利用自主搭建的结构光测量平台实现了在机测量模拟;利用搭建的 VS2017 与 PCL1.9.1 平台,对测量得到的薄壁零件点云模型进行了数据预处理;采用 Voxel Grid 滤波器,去除主体中的无效点和噪声点。通过提出一种基于 PPFNET 粗配准的改进算法,利用最大池化层将所有本地特征(3+64+128 局部特征)聚合到全局中,用一组 MLP 输出最终的全局 3D 特征描述子。

2) 通过粗配准得到的旋转、平移矩阵,采用改进后的 ICP 精配准算法,对旋转和平移矩阵进行合理调节,保留变形量大的数据点,使用阈值过滤颤振对变形的影响,使点云得到最优配准效果。

3) 通过精配准获取到的点云信息,对其进行位移偏差计算,得到位移偏差量为 0.1—0.2 mm 之间。实验结果表明,本文方法有效降低了配准时间,提高了配准精度,能够有效计算点云位移偏差量。提出的算法对于该类薄壁零件在机测量点云的配准效果

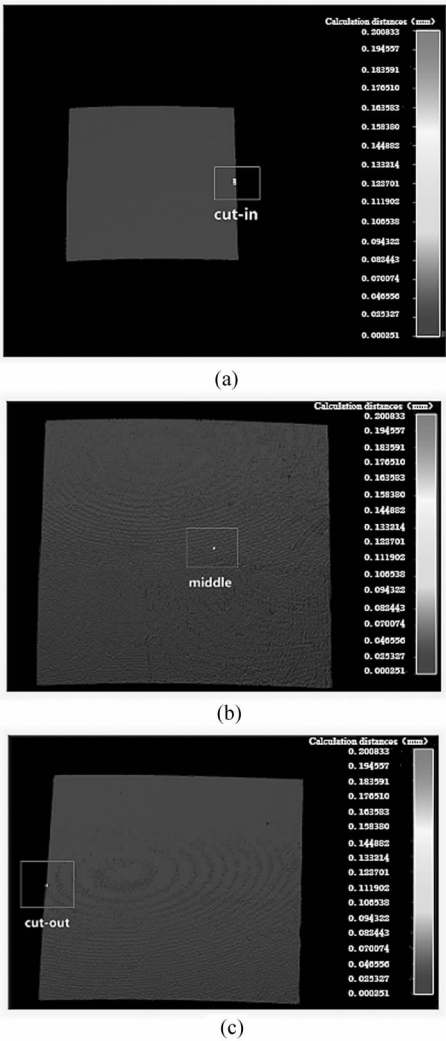


图 13 位移偏差图:(a) 切入位移偏差;(b) 中间位移偏差;(c) 切出位移偏差

Fig. 13 Displacement deviation diagram:(a) Cut-in displacement deviation;(b) Intermediate displacement deviation;(c) Cut-out displacement deviation

良好,对薄壁零件铣削过程中变形的非接触式在机测量具有一定的应用价值。

下一步研究考虑通过优化 PPFNET 网络结构,提高设备精度,降低采集间隔周期,以提高薄壁零件铣削过程中变形计算的准确性和实时性,并将相关技术应用到智能加工领域。

参考文献:

- [1] LIU H B, WANG Y Q, JIA Z Y, et al. Integration strategy of on-machine measurement (OMM) and numerical control (NC) machining for the large thin-walled parts with surface correlative constraint[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 80(9): 1721-1731.
- [2] HE H, WANG H, SUN L. Research on 3D point-cloud registration technology based on Kinect V2 sensor[C]//2018 Chinese Control and Decision Conference(CCDC), June 9-11, 2018, Shenyang, China. New York: IEEE, 2018: 1264-1268.
- [3] ZHOU C Y, LI Y, ZOU Z R. Research on improvement of 3D point cloud ICP algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2011, 21(8): 75-77.
周春艳, 李勇, 邹峥嵘. 三维点云 ICP 算法改进研究[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(8): 75-77.
- [4] THO T P, THINH N T. Design and development of the sorting system based on robot[C]//2015 15th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), October 13-16, 2015, Busan, Korea (South). New York: IEEE, 2015: 1639-1644.
- [5] HUANG J, WANG Z, GAO J, et al. High-precision registration of point clouds based on sphere feature constraints[J]. Sensors, 2017, 17(1): 72.
- [6] TAM G K L, CHENG Z Q, LAI Y K, et al. Registration of 3D point clouds and meshes: A survey from rigid to non-rigid[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 19(7): 1199-1217.
- [7] LIU H, LIU T, LI Y, et al. Point cloud registration based on MCMC-SA ICP algorithm [J]. IEEE Access, 2019, 7: 73637-73648.
- [8] LUO W, HAO X, XU C, et al. Coarse-to-fine registration for infrared and visible images of power grid[C]//2017 4th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI), November 11-13, 2017, Hangzhou, China. New York: IEEE, 2017: 1181-1185.
- [9] ZENG A, SONG S, NIEBNER M, et al. 3Dmatch: Learning local geometric descriptors from RGB-D reconstructions [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2017: 1802-1811.
- [10] DENG H, BIRDAL T, ILIC S. PPFNet: global context aware local features for robust 3D point matching [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE, 2018: 195-205.
- [11] GOJCIC Z, ZHOU C, WEGNER J D, et al. The perfect match: 3D point cloud matching with smoothed densities [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE, 2019: 5545-5554.
- [12] LIU Y. Automatic registration of overlapping 3D point clouds using closest points[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(7): 762-781.
- [13] CHEN J, WU X, WANG M Y, et al. 3D shape modeling using a self-developed hand-held 3D laser scanner and an efficient HT-ICP point cloud registration algorithm[J]. Optics & Laser Technology, 2013, 45: 414-423.
- [14] CAI J, ZHAO G, YU Y, et al. Fast reconstruction method of simulation model based on point cloud and design model [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Edition), 2021, 55(5): 905-916.
蔡君, 赵罡, 于勇, 等. 基于点云和设计模型的仿真模型快速重构方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(5): 905-916.
- [15] LI H, ZHANG L Y, ZHOU L M, et al. Hierarchical fast constrained registration algorithm for small margin machining of complex blanks [J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(11): 1524.
李欢, 张丽艳, 周良明, 等. 面向复杂毛坯小余量加工的层次化快速约束配准算法[J]. 中国机械工程, 2014, 25(11): 1524.
- [16] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE, 2009: 3212-3217.
- [17] KHOURY M, ZHOU Q Y, KOLTUN V. Learning compact geometric features [C]//IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE, 2017: 153-161.

作者简介:

李茂月 (1981—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事复杂零件光学检测与智能加工技术等方面的研究。