

基于多模态数据协同的弱纹理表面高精度点云配准算法

李奇明, 任杰骥, 裴晓寒, 任明俊*, 朱利民, 张鑫泉

上海交通大学机械与动力工程学院, 上海 200240

摘要 为解决大型构件表面弱纹理特征的捕捉和多次测量的精度配准问题, 采用集成结构光与光度立体视觉的复合测量系统, 利用结构光测量获取工件表面整体形状的点云数据, 利用光度立体视觉获取表面精细弱纹理的法向量信息。在此基础上, 提出了一种融合邻域点云坐标与法向量信息的新局部特征描述子, 可对弱纹理工件表面特征进行有效且鲁棒地描述。大量仿真和真实实验验证了所提方法的有效性, 其性能大幅超越了基于传统特征描述子的迭代最近点算法。所提方法可有效捕捉并描述弱纹理表面的丰富细节特征, 构建鲁棒显著的特征描述子, 进而大幅提升了测量结果的匹配精度, 减小了大型复杂构件的整体重建误差。

关键词 图像处理; 点云拼接; 特征描述子; 大尺度测量; 光度立体视觉; 条纹投影轮廓术

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0810001

High-Accuracy Point Cloud Matching Algorithm for Weak-Texture Surface Based on Multi-Modal Data Cooperation

Li Qiming, Ren Jieji, Pei Xiaohan, Ren Mingjun*, Zhu Limin, Zhang Xinquan

School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

Abstract In order to solve the problems of capturing weak-texture features on the surface of large components and precision registration of multiple measurements, a compound measurement system integrating structured light and photometric stereo vision is adopted. The point cloud data of the overall shape of the workpiece surface are obtained by structured light measurement, and the normal vector information of the fine and weak texture of the surface is obtained by photometric stereo vision. On this basis, a new type of local feature descriptor which combines neighborhood point cloud coordinates and normal vector information is proposed, which can describe the surface features of weak-texture workpieces effectively and robustly. Extensive simulations and practical experiments verify the effectiveness of the proposed method, and its performance greatly surpasses the iterative nearest point algorithm based on traditional feature descriptors. The proposed method can effectively capture and describe the rich detail features of the weak-texture surfaces, construct robust and significant feature descriptors, and then greatly improve the matching accuracy of the measurement results and reduce the overall reconstruction error of large and complex components.

Key words image processing; point cloud registration; feature descriptor; large-scale measurement; photometric stereo vision; fringe projection profilometry

1 引言

飞机蒙皮、火箭舱体和风电叶片等大型复杂构

件在航空航天、能源动力等高端装备制造领域具有非常广泛且重要的应用, 其加工精度对装备的性能与可靠性起到决定性作用。大型构件在生产过程中

收稿日期: 2021-09-30; 修回日期: 2021-10-28; 录用日期: 2021-11-15

基金项目: 国家重点研发专项课题(2019YFA0706701)、国家自然科学基金重大研究计划集成项目(91948301)、国家自然科学基金项目(52175477)

通信作者: *renmj@sjtu.edu.cn

的质量控制评定很大程度上依赖于高精度测量技术,测量的精度和效率直接决定了产品的最终质量和生产效率。

目前针对大型构件的复杂曲面三维表面测量方法一般分为接触式和非接触式两种。三坐标测量机(CMM)是最常见的接触式测量方法。虽然其具有测量精度高和稳定性好的优点,但是存在价格高昂、灵活性差、测量范围受限和测量效率低下的缺陷,因此其不适合大范围柔性化的测量^[1]。对于非接触式测量,常用的方法主要包含结构光投影测量^[2]和立体视觉测量等^[3]。其中,结构光投影测量具有可以进行高速扫描、装置轻巧、灵活性强和测量精度高的优点,但是单次测量视场范围有限,往往无法完整覆盖测量对象^[4]。因此,需要考虑组合式的测量方案,以实现柔性化大范围高精度测量。以移动机器人作为运动执行体、以面结构光等三维测量方法为终端测量手段的机器人化大范围组合式测量方法展现了极好的应用前景^[1]。然而,通常机器人的自身定位精度较低,进而其无法对多次扫描后的结果进行高精度拼接^[5]。因此,如何通过数据配准算法对采集到的局部点云进行高精度拼接,在提升测量完整性的同时保证精度的可追溯性,是当前大尺度机器人化柔性测量的核心问题。

面结构光测量方法通过向被测物体表面投射预先编码的条纹,并用相机采集包含物体表面形貌信息的反射条纹图像,最终利用解相算法计算出目标曲面的三维点云^[2,6]。由于待测量的大型复杂构件表面通常只有弱几何纹理特征,而仅仅通过面结构光测量方法无法获取表面弱纹理信息^[7],故测量的点云数据缺乏充足的形貌特征。现有的点云拼接方法如迭代最近点(ICP)算法^[8]及其各种改进算法虽然被广泛使用,但是这些方法都需要基于被测量表面的强几何特征才能建立多视角配准关系。例如,Normal ICP(NICP)算法^[9]在匹配时考虑了点云的局部特征,利用测量的点云数据计算出表面法向量和曲率作为约束条件进行迭代求解,但其对小曲率、平滑点云的配准效果不明显。由于通过结构光扫描大型复杂构件的表面得到的点云只有宏观形状特征,缺乏细节纹理^[10],此时用点云计算出的法向量彼此之间的差异较小,故仅使用由点云计算出的法向量和曲率这类传统特征描述子无法得到点云数据之间正确的匹配信息^[11]。同时,这些大型构件通常由金属材料机加工制成,进而其表面具有高亮反射特性,该特性在采集时会造成图像传感器过曝。因

此,结构光测量采集到的点云数据可能会有部分缺失^[12],这也增加了多次测量数据高精度拼接的难度。由此可见,现有方法在三维点云高精度配准问题上仍然存在许多局限性。

此外,由于仅仅使用一个传感器很难保证对大型复杂曲面的高效高精度测量,故为克服单一传感器在测量过程中的局限性,同时使用多种不同的传感器进行互补测量,这样可以更加高效、高精度地完成大型构件复杂曲面的测量任务^[13]。在众多视觉测量技术中,光度立体视觉技术通过拍摄不同光照方向下待测物体的反射图像,利用反射模型解算出物体表面法向量信息^[14]。一方面,它对深度值的变化非常敏感,对深度方向的差异具有很强的分辨能力^[15],因此在获取高频纹理方面具有巨大优势,可有效弥补点云对细节描述的缺失。另一方面,根据点云计算的法向量数据受点云精度的影响,计算结果存在累计误差。用光度立体视觉方法恢复出的法向量与测量点云相互独立,精度较高,可用于大型构件表面弱纹理的构建^[15]。此外,光度立体视觉技术具有测量密度高和速度快的特点,将其引入到结构光三维测量中是一种非常有效的方法。然而,当直接利用法向量积分重建三维形貌时,由于噪声和奇异点带来的累积误差会导致重建结果产生较大畸变^[16],因此在重建时需要先用结构光测量出大型构件零件表面的宏观形貌,再用光度立体视觉技术为测量表面提供补充的法向量信息,实现性能与分辨率的提升。

因此,为解决大型构件表面的点云高精度拼接问题,本文提出了一种使用光度-面结构光复合传感器进行测量的方法,不仅能够极大地拓宽测量传感器的测量范围,还可以有效地获取被测目标表面的整体形貌和局部细节信息。在该复合传感器中,光度摄影测量与面结构光投影测量共用同一成像系统形成协同测量,无需进行两种测量方法所得数据间的匹配。通过面结构光扫描可以获得被测目标表面的整体形状数据,利用光度摄影测量方法可以获得测量表面的法向量信息,用于描述被测构件表面的局部细节,实现对大型构件表面整体形状和弱纹理特征的多维多模态测量。在此基础上,为得到大型构件的完整形貌,需要对多次测量结果进行数据拼接。为保证测量数据的鲁棒性和稳定性,本文提出了一种基于弱纹理表面的局域特征描述算法。该方法利用面结构光测量获得的点云数据和光度立体视觉测量得到的表面法向量信息,构造了一种

多维多模态的特征向量,并将其作为特征描述子,以此改进 ICP 算法。该特征描述子包含了点云的空间坐标信息、邻域间相互位置关系和其表面法向量关系,可以有效地描述局部特征信息。研究实验表明,相比 ICP 方法,所提算法能够对局部测量数据实现更高精度的配准,验证了所提算法的优越性。

2 基于多模态数据协同的点云配准算法

2.1 传统 ICP 算法原理

当使用结构光等三维测量方法对大型复杂构件进行测量时,由于其测量范围有限,无法完整覆盖大型构件的表面,故其测量结果只能描述表面的一部分形貌。为得到复杂构件表面的完整点云,需要对多帧测量数据进行配准和拼接。在点云模型自动配准的算法中最具代表性的是 ICP 算法及其改进算法。ICP 算法示意图如图 1 所示。

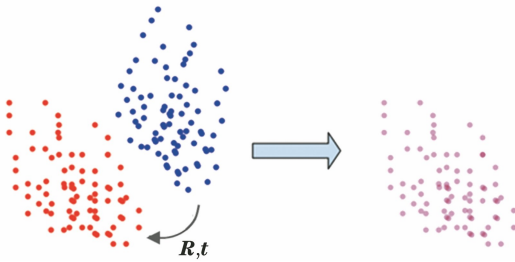


图 1 ICP 方法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of ICP algorithm

ICP 算法的主要思路是通过不断迭代计算两片点云的刚体变换,利用最小二乘法得到最佳匹配。假设两组位姿不同的点云分别为 P 和 Q ,其中源点云 $P = \{p_i | p_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, n\}$,目标点云 $Q = \{q_i | q_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, n\}$,然后建立目标函数

$$f(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R}p_i + \mathbf{t} - q_i\|_2^2, \quad (1)$$

式中: \mathbf{R} 为刚体变换的旋转部分; \mathbf{t} 为刚体变换的平移部分; n 为点云中点的数量。

(1)式只针对两组仅有位姿不同但数量相同的点云数据,而实际上,对于不同大小的点云,需要寻找两组点云的对应点集,再进行优化。基于目标函数(1)式可以得到刚体矩阵的迭代收敛解,具体求解过程如下。

1) 基于点云对之间的距离寻找对应点。对于源点集中每个点 p_i ,搜索其在目标点集 Q 上的欧氏距离最近的点 q_i ,并将其作为对应点,依次完成所

有点的匹配。

2) 基于质心寻找最优平移向量,即令 $\frac{\partial f}{\partial \mathbf{t}} = 0$,则

$$\mathbf{t} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i - \mathbf{R} \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i = \bar{q} - \mathbf{R}\bar{p}, \quad (2)$$

式中: \bar{q} 为目标点云的质心; \bar{p} 为源点云的质心。

3) 通过奇异值分解(SVD)计算最优旋转矩阵 \mathbf{R}^* ,目标函数为

$$f(\mathbf{R}) = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R}(p_i - \bar{p}) - (q_i - \bar{q})\|_2^2. \quad (3)$$

4) 计算转换后源点云到目标点云的距离,若大于设置阈值 τ ,则利用优化后的变换矩阵返回步骤 1)。

目标函数对点云内部点的对应关系提出了需求,但对无序点云而言,对应关系难以得到。因此,ICP 算法暴力地将初始的两组点云中距离最近的点作为对应点,故 ICP 方法通常依赖具有一定精度的初值,否则这种方法会因为对应点的错误匹配导致位姿矩阵求解出现问题。同时,初值的选取也会影响到优化过程的收敛,可能会导致算法得到错误的极小值收敛结果。对于本研究场景,虽然机器人可以提供两片点云的初始位置进行粗配准,但是对于 ICP 而言该初始位置误差较大,进而仍无法保证对点云的高精度匹配。

2.2 多模态数据获取

本研究提出采用一套复合系统通过特征描述配准算法对点云进行高精度拼接。该系统主要由一台投影仪、一台摄像机和 29 个 LED 灯组成。系统结构示意图如图 2 所示,图 2(a)中区域 1 的 LED 灯紧靠摄像机放置,作为配置灯,用来模拟观察。区域 2 中的 15 个 LED 灯均匀放置在摄像机周围,以提供多样性的照明方向。为了使 LED 灯提供更多的照射角度,设置区域 3 中的 16 个 LED 灯的光轴方向与相机的光轴保持不平行状态。图 2(b)为复合传感器的测量示意图。结构光测量系统和光度立体视觉测量系统使用同一摄像机观察,可以同时得到点云数据和法向量信息,避免了多传感器之间数据匹配而引起的额外误差。

通过投影仪投射条纹,利用面结构光方法可以获得待测物体表面的点云数据。通过拍摄不同光照方向下的被测物体图像可以恢复出其表面法向量信息。由于相机的视场有限,不能覆盖物体整个表面,因此需要高精度的配准算法对多次拍摄的数据进行拼接,重建出完整面形。

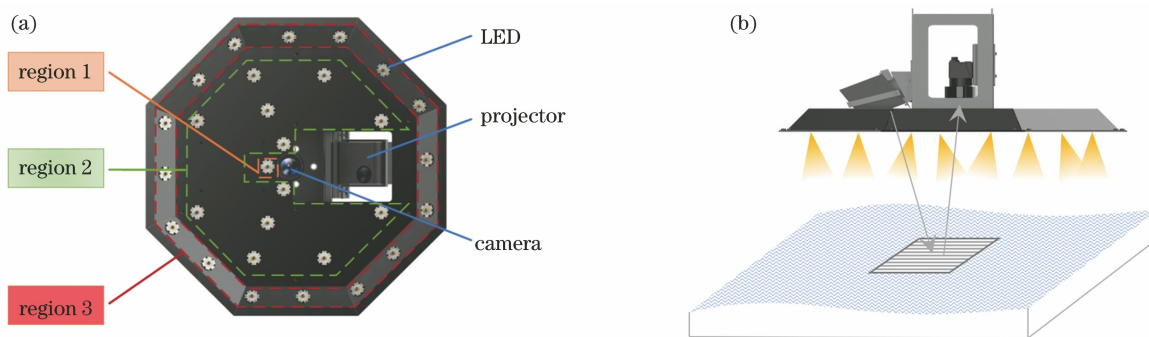


图 2 复合传感器系统示意图。(a) 仰视图;(b)前视图

Fig. 2 Schematic diagram of compound sensor system. (a) Upward view; (b) front view

2.3 所提算法总流程

提出了一种基于多模态特征描述子的改进 ICP

算法,重点在于特征描述子的构建。算法总流程如图 3 所示。

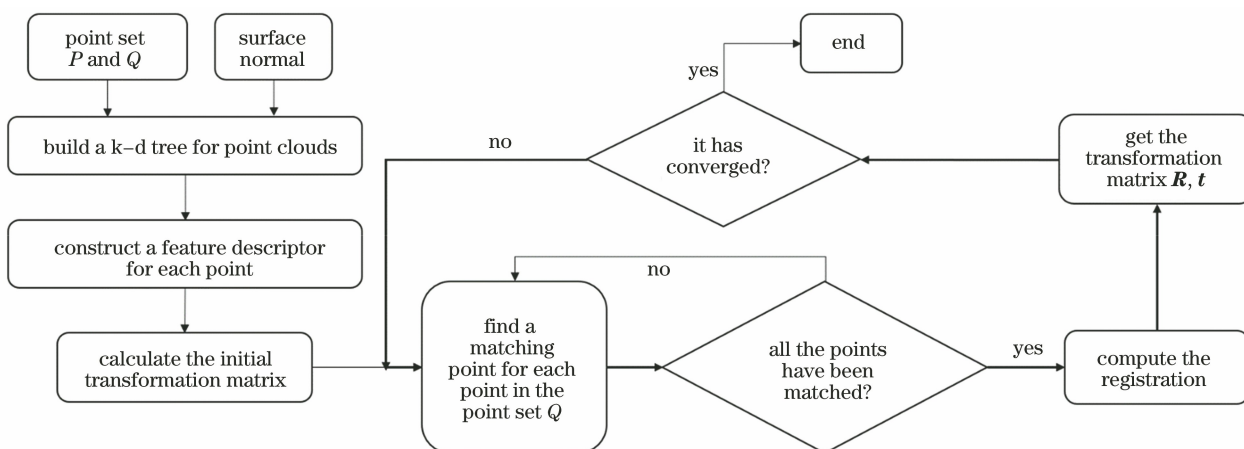


图 3 所提算法总流程图

Fig. 3 Flow chart of proposed algorithm

2.4 多模态数据融合

多模态数据融合是一种能够将来自多个传感器或通过不同领域和视角获得的信息组合在一起集中呈现的技术^[17-18]。数据融合系统现在被广泛应用于传感器网络、机器人、视频和图像处理,以及智能系统设计等各个领域中^[13]。由于物体具有丰富的特征,当对其进行数据采集时可以从多个角度采集,但每个角度采集时通常只能获取其中的某一个或几个特征,故仅用单一采集方法很少能够提供对物体的完整描述。将不同来源提供的信息加以整合分析,可以减少各自数据的不确定性或者实现更加丰富和完整的特征描述^[19]。

面结构光投影扫描方法可以得到待测物体表面的点云数据,光度立体视觉技术可以通过拍摄物体在不同光源方向下的图像,恢复出物体表面的法向量数据,进而捕捉表面弱纹理信息。使用 3.1 节所介绍的装置可同时获得图片、点云和法向量三种模态数据,其中点云和法向量属于三维数据。所提算

法利用这两种不同视角采集得到的三维数据,能够从测量表面中提取不同的几何描述特征,通过数据融合进行组合分析,设计出一种联合的新型特征描述子,进而实现对测量表面更充分的描述。点云和法向量的数据可以实现互为补充,融合这两种模态获得的信息,可以提高算法的稳定性。

2.5 基于邻域局部不变特征描述子的构建

传统的 ICP 算法主要是使用最小二乘法计算,对匹配完成的点云数据不断进行迭代,直到最后的拼接误差满足要求为止。当选取匹配点对时,ICP 算法直接选取目标点云中与 p_i 欧氏距离最近的点作为对应点,这样做的后果是若出现错配点,则会导致迭代计算不收敛^[20]。

为解决上述问题,尽可能地排除错误匹配的点云点对,需要考虑从点云邻域的拓扑信息中提取有用的几何描述,进而构建特别的特征描述子^[21]。考虑到精度范围和计算速度,本文中取周围 10 个点为邻域,即 $k=10$ 。若采样点数量较多,可根据情况修

改邻域大小。在三维欧几里得空间中,曲率和法向量都属于几何特征描述子^[22]。曲率特征适用于分析点云几何形状有剧烈变化的情况,但对于平滑转变的表面,曲率无法作为显著特征,其准确性会降低^[23]。法向量是一个矢量,它的坐标随着平移或旋转变换而改变。每个采样点的曲率是标量,它描述了该点与其邻域之间的关系。然而,计算曲率会延长配准时间。现有算法大多是基于采集的三维点云数据,通过数学计算来得到法向量信息,这种方法会产生较大误差,导致算法配准的精度下降。本文采用的是利用光度立体视觉技术恢复的法向量信息,在精度方面该结果远远优于通过局部点云数据拟合的结果。受法向量特征和曲率特征的启发,提出将一个 8 维向量作为特征描述子,对点云匹配进行约束,以减少错误匹配的点对。该 8 维向量可描述为

$$v_i = (x_i, y_i, z_i, \varphi_i, x_i - x_G, y_i - y_G, z_i - z_G, \phi_i), \quad (4)$$

式中:前三项 (x_i, y_i, z_i) 是当前采样点 p_i 的三维坐标; φ_i 表示点 p_i 邻域内所有点法向量夹角的平均值; $(x_i - x_G, y_i - y_G, z_i - z_G)$ 表示邻域重心 G_i 指向点 p_i 的矢量。本文保留传统 ICP 方法中选择与采样点欧氏距离最近的目标点这一条件,同时增加了 3 个新的特征约束,以提高匹配的准确性。 φ_i 的表达式为

$$\varphi_i = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \theta_{ij}, \quad (5)$$

式中: θ_{ij} 为点 p_i 和 p_j 之间的夹角。

虽然法向量会随着平移或旋转变换而改变,但是法向量间的夹角是一个不变特征,它对平移、旋转、尺度变换甚至是仿射变换都具有不变性^[24],如图 4 所示。其中, n 表示任意法向量, n_1, \dots, n_k 为法向量 n 的 k 个最近法向量, S 表示点云所在曲面。法向量间的夹角是法向量和曲率的延伸,描述了该点和其邻域之间的几何特征关系。同时,由于所检测的是一个曲率半径大的表面,为避免计算机引起的舍入误差,故在计算 $\cos \theta_{ij}$ 值后再乘以系数 100,提高计算精度。此外,虽然利用两个法向量间的角度可以确定校正方向,但是这个过程会降低算法效率。因此,使用 $\cos \theta_{ij}$ 代替点 p_i 和 p_j 之间的夹角 θ_{ij} 进行计算。

对于邻域来说,其邻域内点的总个数、所有点的重心和点与重心的相对位置关系都属于邻域信息。如图 5 所示,通常情况下,曲面内邻域点的具体位置不同,或邻域内点的个数不同,其邻域重心都会发生

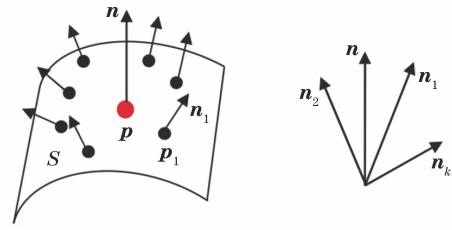


图 4 任意法向量与其 k 个最近法向量之间的关系

Fig. 4 Relationship of arbitrary normal vector with its k nearest normal vectors

改变。然而,无论如何进行点云变换,点与重心的相对位置关系都不发生改变。因此,这些具有辨识度并保持不变的特征也可以作为获取匹配点对时的几何特征量。然而,当采样点云数据量较大或者存在噪声时,可能存在多个点满足点到其邻域重心的距离相等。若单纯使用重心距离这一特征,则会导致点云区分度变低,此时算法可能会发生错误匹配点对,这会大大降低数据配准的准确度。为提高算法的鲁棒性,本文用邻域重心指向目标点的矢量代替重心距离特征来表示点与重心的相对位置关系,这样能够减少噪声对特征描述子的干扰,避免错误匹配的点对的产生。

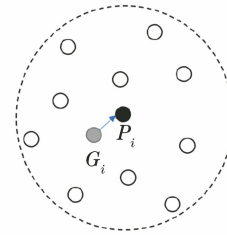


图 5 任意点和邻域重心的位置关系

Fig. 5 Relationship between positions of arbitrary point and center of gravity in neighborhood

ϕ_i 表示点 p_i 的法向量与邻域各点法向量夹角的加权之和,即

$$\phi_i = \sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{j} \theta_{ij} \right), \quad (6)$$

(6)式中邻域点按与采样点的欧氏距离从小到大排列。由于可能具有相似法向量夹角的存在,且法向量的测量也存在噪声,若只是单一根据邻域法向量间夹角和的平均值进行对应点匹配,则可能会产生多组对应点,故此时无法确定哪个点是最佳匹配点,导致匹配的不唯一性。为解决上述情况,本文在使用夹角和的平均值来描述局部点云的几何特征的同时,结合邻域点与采样点的距离,对夹角进行加权。权重与距离成反比,这表示邻域点与当前采样点距离越近,对特征描述的贡献越大,可以更好地描述局部区域的细节。同样,由

于法向量角度的确定需要校正方向,这会增加算法计算量,故用 $\cos \theta_{ij}$ 代替法向量间的夹角值。

点云中每个点都可以通过一个 8 维向量 v_i 描述其局部特征,用这种方法可以优化匹配点对,尽可能避免匹配中存在的歧义性所造成的误匹配,提高了点云匹配的精度。

2.6 基于奇异值分解方法求解变换矩阵

根据上述方法构建各点的特征向量,对源点集中每个点 p_i ,搜索其在目标点集上特征向量距离最近的点,并将其作为对应点 q_i ,完成匹配点对的获取。在得到精确的匹配点后,两片点云的拼接问题可以当作是求解两个数据点集之间的最优刚体变换问题。通过两片点云各匹配点对的坐标计算得到旋转矩阵 R 和平移矩阵 t ,其目的是将两个点云变换到同一坐标系下,不断进行这一步骤,直到两片点云之间的误差满足收敛设置的精度 ϵ 为止,即完成了两点集的数据配准。旋转矩阵 R 是正交矩阵,由于在实际测量中数据肯定存在误差,遵循最小二乘原则,故一般认为当目标函数达到最小值时,可以获得最优解。因此,应满足的目标函数为

$$d_s = \sqrt{\sum_{i=1}^n \|R p_i + t - q_i\|_2^2}, \quad (7)$$

式中: s 为迭代次数。此时,可使得计算出的矩阵 R 和 t 的误差最小。利用

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} = R \cdot \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} + t = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} \quad (8)$$

对坐标系 $O_2-x_2y_2z_2$ 进行旋转和平移,将该坐标系转换至 $O_1-x_1y_1z_1$ 坐标系,这样就将两组点云统一到同一坐标系下。通过迭代计算,当(7)式中的目标函数满足迭代误差,即 $d_s - d_{s+1} < \epsilon$ 时,迭代结束。 ϵ 一般小于点云误差,本文中设置其值为 1×10^{-7} mm。

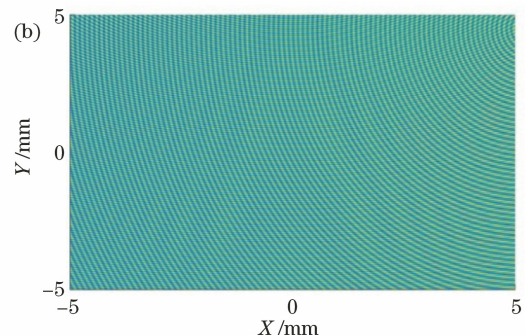
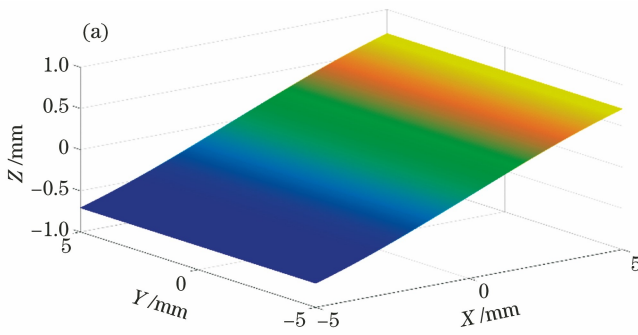


图 6 具有弱纹理的曲面示意图。(a) 曲面三维图;(b) 弱纹理图

Fig. 6 Schematic diagram of weak-texture surface. (a) Three-dimensional graph of surface; (b) weak-texture graph

近些年,现有研究已经提出了多种方法求解两个点集间的变换矩阵,如 SVD 法、伪逆法和四元数法等。

SVD 是线性代数中一种重要的矩阵分解,在某些方面与对称矩阵或 Hermite 矩阵基于特征向量的对角化类似。一个 $m \times l$ 维矩阵 H ,通过 SVD 方法可以分解为 3 个矩阵相乘的形式,其表达式为

$$H = USV^T, \quad (9)$$

式中: U 是 $l \times l$ 的正交阵; V 是 $m \times m$ 的正交阵; S 是 $l \times m$ 的对角阵,其对角线上的元素为奇异值。通过(9)式可以看出,一个大的复杂矩阵可以得到一种唯一并且十分稳定的特征描述,同时还可以提高算法的鲁棒性和稳定性,故本文使用 SVD 方法计算每次迭代过程中的变换矩阵 R 和 t 。

3 实验结果

为验证所提方法的优越性,分别使用该方法进行仿真实验和真实实验,并与传统 ICP 算法进行比较。所有算法均在 MATLAB R2020b 软件中运行。计算机中央处理器(CPU)为 Core i5 10400F,随机存取存储器(RAM)的大小为 16 GB。

3.1 仿真实验

为验证所提算法的性能,首先设计了一种弱纹理曲面进行模拟实验。在观察真实加工工件面形和纹理分布的基础上,使用多尺度正弦曲面叠加来模拟大型复杂工件表面的弱纹理结构。先将一个具有大周期的正弦曲面的四分之一作为基础曲面,再在该曲面上叠加具有小周期的正弦曲面作为弱纹理特征。生成的弱纹理曲面如图 6 所示。表征弱纹理特征的公式为

$$z = 0.008 \cos \left[75\pi \sqrt{0.3(y-7)^2 + \frac{0.65x^2}{3}} \right] + 0.008 \cos \left[55\pi \sqrt{0.6y^2 + \frac{(x-5.3)^2}{3}} \right]. \quad (10)$$

根据(10)式,可用函数直接生成表面法向量,该数据即为法向量的精确值。对曲面随机进行旋转和平移,并进行下采样。从两曲面中均匀采集 10000 个点作为采样点,再为点云和法向量分别添加高斯噪声,作为源点云集和目标点云集。

经过大量数据实验对比得到,对前面采集得到的法向量添加的高斯噪声标准差 σ_n 的大小与法向量角度测量误差之间的关系如表 1 所示。设置了 5 组实验,根据经验,实际测量时点云数据的误差在 0.03 mm 左右,故在每组实验中对点云数据均添加标准差 σ 为 0.03 mm 的高斯噪声,对法向量分别添加标准差 σ_n 为 0,0.0248,0.0493,0.0740,0.0982 mm 的高斯噪声,以模拟装置测量时法向量数据的误差,进而验证所提算法在法向量有波动时的稳定性。

验证了当法向量测量角度误差在 $0 \sim 10^\circ$ 范围

内算法的精确性,并和经典 ICP 算法进行了对比。每组实验进行 5 次,每次随机生成变换矩阵对源点云集进行坐标变换,以验证算法的鲁棒性。

表 1 σ_n 与法向量角度测量误差之间的关系

Table 1 Relationship between σ_n and measurement error of normal vector angle

σ_n /mm	0	0.0248	0.0493	0.0740	0.0982	0.1234
Normal noise /($^\circ$)	0	2.00	4.01	5.99	8.01	10.00

为验证所提算法在对弱纹理表面点云高精度配准方面的优越性,将其与经典 ICP 算法、基于迭代加权最小二乘的配准(IRLS-ICP)算法^[25]、添加法向量的 NICP 算法^[9]的配准结果进行对比。从法向量添加的高斯噪声为 0.0248 mm 的实验组中挑选出一个结果进行展示,如图 7 所示。从图 7(c)、(e)中可以直观看出使用 ICP 和 NICP 算法在旋转变换方

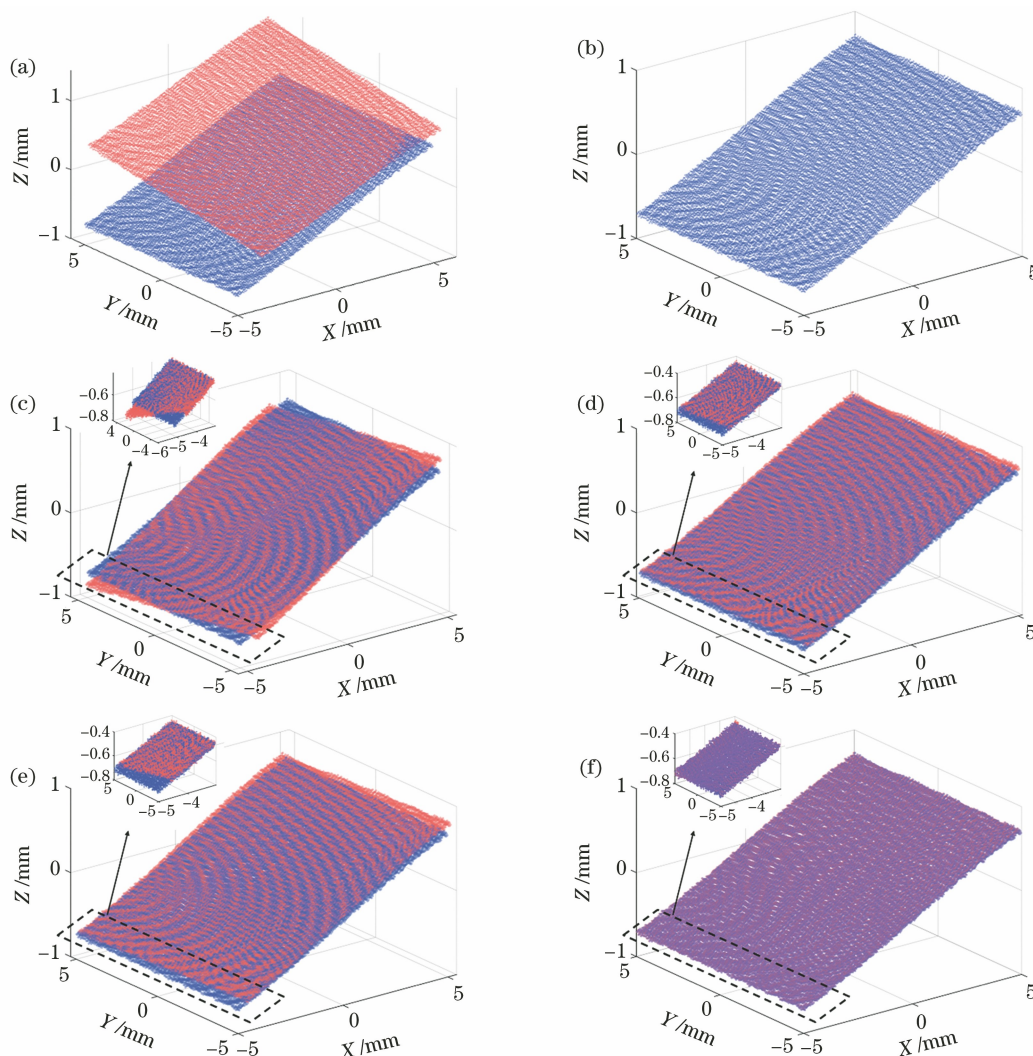


图 7 不同算法配准结果。(a)未配准图像;(b)真值图像;(c) ICP 算法;(d) IRLS-ICP 算法;(e) NICP 算法;(f)所提算法
Fig. 7 Registration results of different algorithms. (a) Unregistered image; (b) ground-truth image; (c) ICP algorithm; (d) IRLS-ICP algorithm; (e) NICP algorithm; (f) proposed algorithm

面配准效果较差。从图 7(d)中可以看出,在使用 IRLS-ICP 算法对两片点云配准后,虽然旋转变换方向的偏差较小,但是平移变换方面仍存在一定程度的误差,不能很好地对齐。从图 7(f)中可以发现,在使用所提算法对点云配准后,几乎没有旋转和平移偏差,其效果明显优于上述 3 种算法。

表 2 统计了 3 种算法的运行时间、点云距离的均方根误差 (RMSE) 和峰谷 (PV) 值数据。在配准所需时间上,面对点云数量比较庞大的大型复杂构件这类应用场景,所提算法和 ICP 算法都能相对快速地完成配准,IRLS-ICP 算法略慢,而 NICIP 算法即使花费了大量时间也无法达到较好的配准效果。对于配准误差,所提算法是所有算法中精度最高的,点云距离的 RMSE 和 PV 值数据都比其他 3 个算

法小一个数量级。在本实验中,NICIP 算法在匹配时将点云计算出的法向量作为约束,但其配准效果并不理想。一方面是因为所测表面为弱纹理和几何特征的小曲率曲面,测量得到的点云较为平滑,缺乏细节纹理,故 NICIP 方法根据点云计算出的法向量区分性较弱。另一方面,由于测量的点云存在一定程度的噪声,故 NICIP 算法计算出的法向量精度较差,会造成匹配不准确。ICP 算法和 IRLS-ICP 算法都是通过点距寻找最近点进行匹配,当对弱纹理、小曲率的表面配准时更容易产生错误匹配点对。然而,利用光度立体视觉技术恢复的法向量信息精度较高,且弥补了点云缺乏细节纹理特征的不足,减少了错误匹配的点对,故所提算法不仅保证了配准速度,还大大提高了配准精度和配准效率。

表 2 配准结果比较

Table 2 Comparison of registration results

Algorithm	Running time /s	RMSE /mm	PV /mm	Number of iterations
Proposed	28.561321	0.0402414382025528	0.0037320926176810	25
NICIP	2714.160622	0.1034654400000000	0.0199531142678505	150
IRLS-ICP	62.158305	0.1777284200000000	0.0286594845618601	150
ICP	11.621700	0.3822718899504220	0.0698316710000000	20

为进一步分析在法向量加不同高斯噪声下所提算法的配准效果,绘制了所提算法和 ICP 算法配准结果的箱形图。图 8(a)为在使用两种方法分别配准后,点云的 RMSE 对比结果。可以看出,当噪声增大时,所提方法配准的误差结果始终低于 ICP 方法,且当法向量的噪声增加到 0.1 左右时,利用所提方法配准得到的点云距离的 RMSE 值仍小于 0.08。

由此可知,所提方法相对传统 ICP 方法有更好的鲁棒性。同时,在同一噪声下,所提算法相比 ICP 对不同位姿的配准也具有更好的重复性。图 8(b)为两种算法的 PV 值对比图。可以看出,所提算法的 PV 幅值整体小于 ICP 算法,表明所提算法具有更好的稳定性。

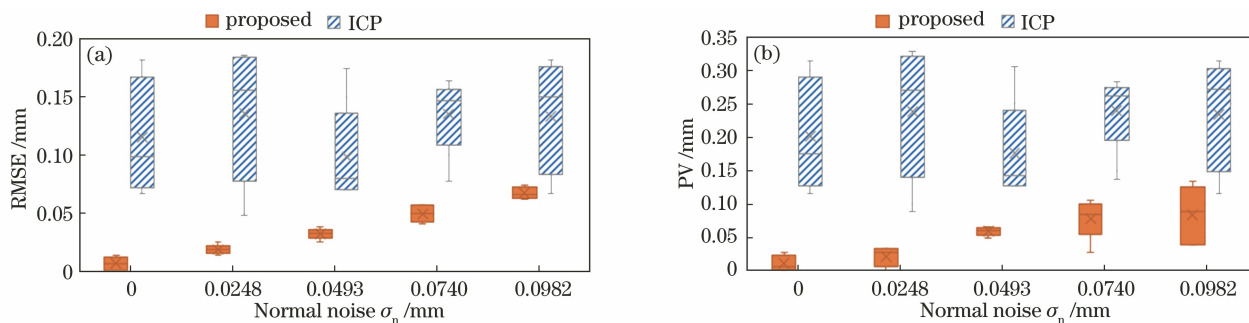


图 8 重建指标对比。(a) RMSE 对比;(b) PV 值对比

Fig. 8 Comparison of reconstruction indicators. (a) Comparison of RMSE; (b) comparison of PV value

为探究不同曲面曲率情况下光度立体视觉恢复出的法向量数据对所提算法的影响,选用 5 组不同周期的正弦曲面作为基础曲面进行实验对比,曲面周期分别为 20,25,40,50,60 mm(记为 curvature1、curvature2、curvature3、curvature4、curvature5),每

组曲面的水平长度和高度差保持相同,曲面面形的二维图如图 9 所示。

使用以上 5 组曲面进行实验,对生成的法向量也分别添加标准差 σ_n 为 0, 0.0248, 0.0493, 0.0740, 0.0982 mm 的高斯噪声来模拟测量时的测

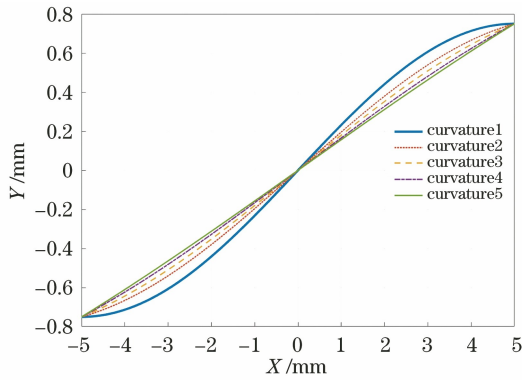


图 9 不同周期的曲面二维图

Fig. 9 Two-dimensional graphs of surfaces with different periods

量误差,实验结果如图 10 所示。可以看出,光度立体视觉恢复出的法向量结果与曲面的曲率无特别关系,说明不同曲率的曲面对所提算法的影响不明显。

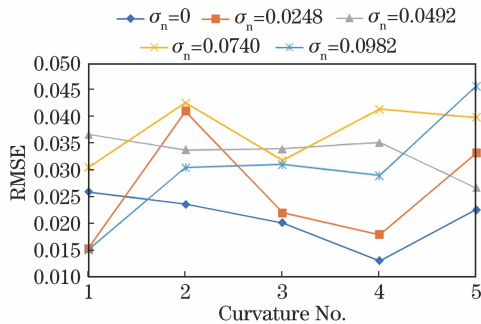


图 10 不同曲率的曲面实验结果

Fig. 10 Experimental results of surfaces with different curvatures

3.2 真实实验

为充分验证所提算法的实用性,搭建了对大型复杂构件测量时的测量场景,并比较了所提算法和 ICP 方法的性能。本实验测量对象为一个大小为 $460\text{ mm} \times 360\text{ mm}$ 的自由曲面,幅值为 20 mm 。为模拟大型复杂构件的加工方式,使用铣的方式对该曲面进行加工。实验选用无人地面车辆(UGV)固定机械臂,在机械臂末端安装光度-结构光复合传感器装置进行移动测量,如图 11 所示。通过面结构光投影可获得测量曲面的三维点云,通过光度立体视觉得到表面法向量信息。通过规划机械臂的移动路径使测量覆盖工件的整个表面。图 12(a)为实验选出的相邻两片点云的初始位置图,图 12(b)为两片点云重叠部分的初始位置。通过机械臂的运动路径可以确定相邻两帧点云的理论重叠区域,分别使用 ICP 算法、IRLS-ICP 算法、NICP 算法和所提算法对图 12(b)所示的两片点云的重叠区域进行精匹配,

得到的配准后的重叠区域点云如图 13 所示。从数据上对比,可以发现,使用 ICP 方法配准后点云的 RMSE 为 0.403988 ,使用 IRLS-ICP 方法配准后点云的 RMSE 为 0.499537 ,使用 NICP 方法配准后点云的 RMSE 为 0.462276 ,使用所提算法配准后点云的 RMSE 为 0.200551 。所提算法的误差来源主要是高光反射造成结构光测量得到的点云数据具有较大误差,属于传感器本身造成的测量误差。虽然 ICP、IRLS-ICP、NICP 算法和所提算法在数据上差异不大,但是从图 13 中可以看出,除所提算法外其他算法配准后均存在明显的误匹配情况。从图 13(a)~(c)中可以看出,配准后的重叠区域有一定的错位,不能精准匹配。图 13(d)显示利用所提算法配准后的重叠区域完全重合,精确度明显高于 ICP 等其他算法,匹配效果更好。因此,所提算法匹配精度明显高于 ICP 算法。

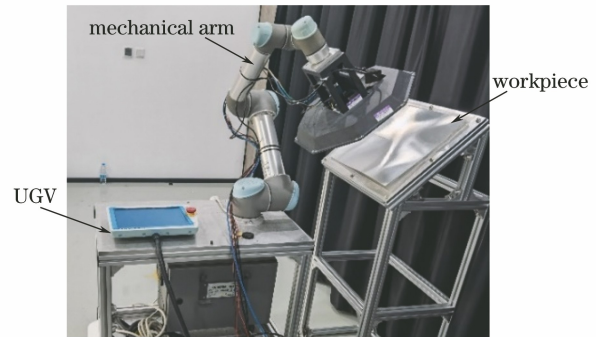


图 11 实验装置整体图

Fig. 11 Overall diagram of experimental equipments

3.3 结果讨论

通过仿真和真实实验可以看出,针对大型复杂曲面的多次测量,仅仅通过 ICP 算法无法达到较高的拼接精度,而所提算法能够实现良好的拼接。对于具有弱纹理和几何特征的小曲率表面,ICP 算法不能有效分析表面特征,进而无法达到高精度拼接。此外,ICP 算法还需要给定一个很精确的初始位置才能正确匹配,否则容易陷入局部最优情况。此外,测量表面缺乏有效的纹理特征更容易导致 ICP 算法误匹配结果的增加。相比之下,所提算法在利用点云位置信息的同时,采用光度立体视觉得到表面法向量数据,并加入纹理特征进行匹配,进而可以获得更精确的配准结果。所提算法以法向量间夹角的相互关系与每个点及其邻域重心的位置关系构建特征描述子,增加了特征点对匹配过程的约束,有效减少了误匹配的点对。因此,所提算法在点云初始位置较差情况下仍可以准确配准,这样既减少了对点

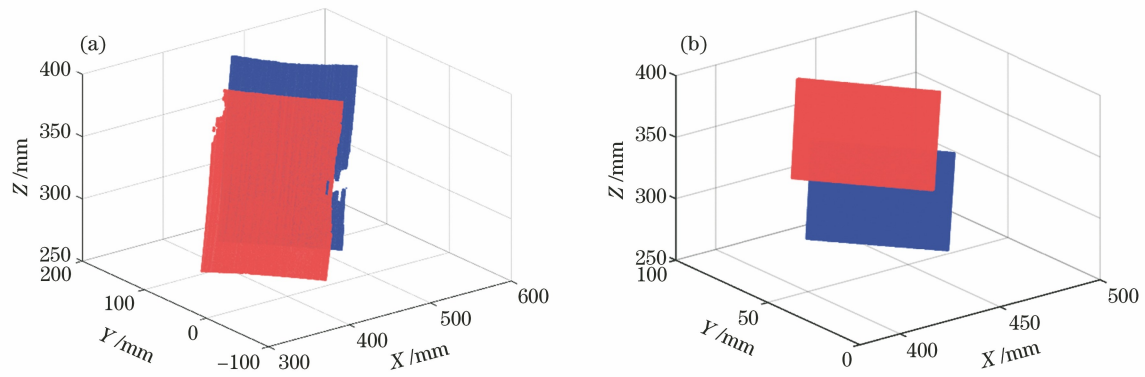


图 12 点云初始位置。(a)相邻两片点云初始位置;(b)点云重叠区域初始位置

Fig. 12 Initial positions of point clouds. (a) Initial position of two adjacent point clouds; (b) initial position of overlapping area of point clouds

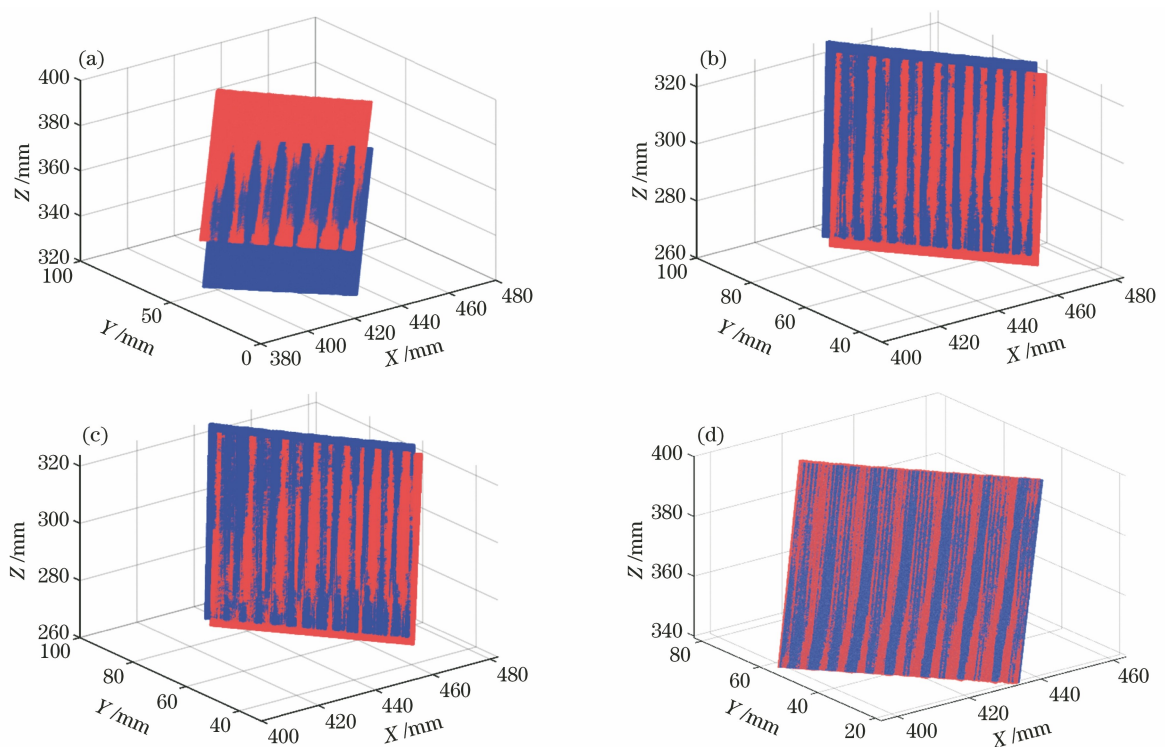


图 13 点云重叠区域的配准结果。(a) ICP 算法;(b) IRLS-ICP 算法;(c) NICP 算法;(d)所提算法

Fig. 13 Registration results for overlapping areas of point clouds. (a) ICP algorithm; (b) IRLS-ICP algorithm; (c) NICP algorithm; (d) proposed algorithm

云初始位置的要求,也提高了拼接精度。

4 结 论

大型复杂构件的表面通常为具有弱几何特征和纹理的小曲率曲面,使用传统的 ICP 算法不能完成高精度的配准。针对这一问题,使用一种光度-面结构光复合传感器测量曲面,同时获取点云和法向量数据。结合两种信息提出了一种多维多模态的特征描述子来描述点云曲面中的局部特征,进而改进 ICP 算法。该特征描述子结合了点云间的位置关系

信息和法向量之间的夹角信息,可以挖掘出隐藏在弱纹理表面中的潜在结构信息,放大了曲面的纹理特征,成功降低了点云匹配的错误率,实现了两片点云的高精度配准。

由于所提算法在匹配点云过程中需要对每个点构建特征描述子,当点云数量过多时计算时间过长,未来可以考虑设计适当的方法提高运算速度,减少耗时。同时,由 3.1 实验分析可知,传感器本身的测量误差会对实验结果产生较大影响。后续研究将重点探索如何提高单视角下点云数据的精度。

参 考 文 献

- [1] Yang S R. Method and technology for robotic measurement of complex surface on large-scale components[D]. Tianjin: Tianjin University, 2017: 3-9.
杨守瑞. 大型构件复杂曲面自动化测量方法与技术[D]. 天津: 天津大学, 2017: 3-9.
- [2] Xiong Y K. Research on 3D imaging system based on self-adaptive structure light projection [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016: 1-7.
熊义可. 基于自适应结构光投影的三维测量系统研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016: 1-7.
- [3] Li Z W. Research on structured light 3D measuring technology and system based on digital fringe projection [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2009: 1-4.
李中伟. 基于数字光栅投影的结构光三维测量技术与系统研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2009: 1-4.
- [4] Tang M H, Cheng X S, Cui H H, et al. A high stability mapping stitching method for structured light three-dimensional measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(11): 1112006.
汤明辉, 程筱胜, 崔海华, 等. 面向结构光三维测量的高稳定映射拼接方法[J]. 光学学报, 2014, 34(11): 1112006.
- [5] Susemihl H, Brillinger C, Stürmer S P, et al. Referencing strategies for high accuracy machining of large aircraft components with mobile robotic systems [EB/OL]. (2017-09-19) [2020-06-03]. <https://saemobilus.sae.org/content/2017-01-2166/>.
- [6] Wang Z Y, Gao N, Zhang Z H. Three-dimensional shape measurement based on parallel four color channels fringe projection [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 0815022.
王张颖, 高楠, 张宗华. 基于并行四颜色通道条纹投影的三维测量术[J]. 光学学报, 2018, 38(8): 0815022.
- [7] Lin H. Structured light based high dynamic range shiny surface 3D shape measurement technique and system development [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2017: 4-15.
林辉. 高动态范围光亮表面的结构光三维形貌测量方法研究与实现[D]. 广州: 广东工业大学, 2017: 4-15.
- [8] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [9] Serafin J, Grisetti G. NICP: dense normal based point cloud registration [C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), September 28-October 2, 2015, Hamburg, Germany. New York: IEEE Press, 2015: 742-749.
- [10] Jin Y T, Zhang Y H, Cui H H, et al. An aircraft skin registration method based on contour feature constraint[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(3): 0312001.
靳宇婷, 张益华, 崔海华, 等. 一种基于轮廓特征约束的飞机蒙皮配准方法[J]. 光学学报, 2021, 41(3): 0312001.
- [11] Jiang J, Cheng J, Chen X L. A registration method based on angular-invariant feature [C]//2008 2nd International Symposium on Systems and Control in Aerospace and Astronautics, December 10-12, 2008, Shenzhen, China. New York: IEEE Press, 2008: 10470758.
- [12] Zhang J Y, Ren J J, Li F, et al. Adaptive structured light projection modulation method based on BRDF model [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(9): 0912001.
张景瑜, 任杰骥, 李霏, 等. 基于双向反射分布函数模型的结构光投影自适应调制方法[J]. 光学学报, 2021, 41(9): 0912001.
- [13] Liu Y P. Design of multi-sensor system and its application in robot positioning [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005: 1-5.
刘玉鹏. 多传感器系统及其在机器人定位中的应用[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005: 1-5.
- [14] Woodham R J. Photometric method for determining surface orientation from multiple images[J]. Optical Engineering, 1980, 19(1): 191139.
- [15] Jian Z X, Wang X, Ren J J, et al. Metal surface texture reconstruction based on near-field photometric stereo [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(11): 1112002.
简振雄, 王晰, 任杰骥, 等. 基于近场光度立体视觉的金属表面纹理重构[J]. 光学学报, 2021, 41(11): 1112002.
- [16] Xu Q X. Research on 3D reconstruction of detailed features based on photometric stereo [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2011: 2-12.
徐庆相. 基于光度立体视觉的表面精细特征三维重建技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011: 2-12.
- [17] Weckenmann A, Jiang X, Sommer K D, et al. Multisensor data fusion in dimensional metrology[J]. CIRP Annals, 2009, 58(2): 701-721.
- [18] Yu H, Liang Z T, Yan Y C. Review on multi-source and multi-modal data fusion and integration [J]. Information Studies: Theory & Application, 2020,

- 43(11): 169-178.
- 余辉, 梁镇涛, 鄢宇晨. 多来源多模态数据融合与集成研究进展[J]. 情报理论与实践, 2020, 43(11): 169-178.
- [19] Esteban J, Starr A, Willetts R, et al. A Review of data fusion models and architectures: towards engineering guidelines [J]. *Neural Computing & Applications*, 2005, 14(4): 273-281.
- [20] Dai J L, Chen Z Y, Ye X Z. The application of ICP algorithm in point cloud alignment [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(3): 517-521.
- 戴静兰, 陈志杨, 叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用[J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(3): 517-521.
- [21] Wang C, Shu Q, Yang Y X, et al. Quick registration algorithm of point clouds using structure feature[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(9): 0911005.
- 王畅, 舒勤, 杨赟秀, 等. 利用结构特征点云快速配准算法[J]. *光学学报*, 2018, 38(9): 0911005.
- [22] Woo H, Kang E, Wang S, et al. A new segmentation method for point cloud data [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2002, 42(2): 167-178.
- [23] Yao Z W, Zhao Q X, Li X F, et al. Point cloud registration algorithm based on curvature feature similarity[J]. *Measurement*, 2021, 177: 109274.
- [24] Dai J J, Yang J. A novel two-stage algorithm for accurate registration of 3-D point clouds [C]//2011 International Conference on Multimedia Technology, July 26-28, 2011, Hangzhou, China. New York: IEEE Press, 2011: 6187-6191.
- [25] Bergstrrg P, Edlund O. Robust registration of point sets using iteratively reweighted least squares [J]. *Computational Optimization and Applications*, 2014, 58(3): 543-561.