文章编号:1001-5078(2023)05-0777-07

·图像与信号处理 ·

基于 ISS-3DSC 的 NDT 三维点云配准算法研究

刘畅文1,李 波1,2,潘江涛1,姜 涛3

(1. 湖北文理学院机械工程学院,湖北 襄阳 441053;2. 襄阳华中科技大学先进制造工程研究院,湖北 襄阳 441053;3. 北京星航机电装备有限公司技术中心,北京 100071)

摘 要:工件形貌的三维扫描需求在车间自动化装备中越来越多,其中点云配准作为三维数据 处理的重要步骤。现有三维点云配准存在特征点对误配、配准时间长、配准精度差等问题,提 出了一种基于内部形状描述子-三维形状上下文特征(ISS-3DSC)的 NDT 三维点云配准算法。 首先通过内部形状描述子(ISS)算法提取三维点云关键点,提高配准效率;然后结合三维形状 上下文特征(3DSC)进行关键点的特征描述,并根据特征点对中值距离法剔除错误点对,采用 SVD 分解计算初始变换矩阵;最后使用 NDT 算法完成精配准。测试实验结果表明:算法在鞋 面、鞋底点云数据配准时的精度可达到 0.025 cm,相比传统 SAC-IA + NDT 算法配准效率提升 明显,具有一定的工程应用价值。

关键词:内部形状描述子;三维形状上下文特征;NDT 算法;三维点云配准 中图分类号:TP391 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2023.05.021

Research on NDT 3D Point cloud registration algorithm based on ISS-3DSC

LIU Chang-wen¹, LI Bo^{1,2}, PAN Jiang-tao¹, JIANG Tao³

(1. School of Mechanical Engineering, Hubei University of Arts and Sciences, Xiangyang 441053, China;
2. Research Institute of Advanced Manufacturing Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Xiangyang 441053, China;
3. Technology Center of Beijing Star Aviation Electromechanical Equipment Co., Ltd., Beijing 100071, China)

Abstract: The requirement of 3D scanning of workpiece topography is increasing in workshop automation equipment, where point cloud registration is an important step in 3D data processing. The existing 3D point cloud registration has the problems of feature point mismatch, long registration time and poor registration accuracy and etc. In this paper, an NDT 3D point cloud registration algorithm based on intrinsic shape signatures-3D shape Context feature(ISS-3DSC) is proposed. Firstly, the intrinsic shape signatures(ISS) algorithm is used to extract 3D point cloud key points to improve the registration efficiency. Then, the 3D shape context feature(3DSC) is used to describe the features of key points, and the wrong point pairs are removed according to the median distance method of feature point pairs, and the initial transformation matrix is calculated by SVD decomposition. Finally, the NDT algorithm is used to complete the fine registration. The experimental results show that the accuracy of the algorithm in vamp and sole point cloud data matching can reach 0. 025 cm, which significantly improves the registration efficiency compared with the traditional SAC-IA + NDT algorithm and has certain engineering application value.

Keywords:internal shape descriptor;3D shape context features;NDT algorithm;three-dimensional point cloud registration

收稿日期:2022-06-08;修订日期:2022-07-25

基金项目:湖北省教育厅优秀中青年科技创新团队计划项目(No. T201919)资助。

作者简介:刘畅文(1997 -),男,硕士研究生,研究方向为机器人控制。E-mail:653618772@qq.com

通讯作者:李 波(1977-),男,博士,教授,研究方向为智能优化、先进制造。E-mail:hb_lib@163.com

1 引 言

三维激光扫描技术在资源调查、无人驾驶、工业 生产、生物医学和文物修复等领域^[1-5]中广泛应用。 采集区域点云数据配准是三维重建、三维定位和姿 态估计等视觉处理的关键环节之一。通过将两片或 多片不同视角下的点云数据整合到一个指定坐标系 下,计算旋转平移矩阵,得到包含目标完整三维数据 的新点云。

目前基于点的迭代最近点 (iterative closest point,ICP)和基于概率模型的正态分布变换(normal distribution transformation, NDT) 算法改进是点云配 准的主要研究方向。文献[6]提出一种基于法向量 投票改进的 ICP 算法,使用平面特征来代替传统点 特征,在一定程度上避免陷入局部最优,但对具有曲 面特征等复杂情况时的配准精度较低。文献[7]采 用 ISS-3DSC (intrinsic shape signature-3D shape context)算法提取点云关键点并进行特征描述,再通过 RANSAC 计算出初始变换矩阵,完成粗配准,最后使 用 ICP 算法进行精配准,该算法极大的缩短了配准 速度,但在配准精度上难以得到保证,具有较强的不 稳定性。文献[8]通过打乱目标点集序号来改进 ICP 算法,降低了算法迭代次数,提高算法速度。文 献[9]提出基于尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)特征点的 ICP 算法,提高了 配准精度,但配准效率也因特征点提取与匹配受到 较大的影响。相较于 ICP 算法, 文献 [10] 提出了正 态分布转换(NDT)算法及其改进,其在面对海量点 云时,配准精度及效率较好。文献[11]提出了一种 基于 3D-Harris 结合快速点特征 直方图 (fast point feature histogram, FPFH)改进的 NDT 算法, 室内场景 点云数据的配准精度高,鲁棒性好,但复杂度高、配 准时间长。文献[12]针对传统点云配准粗配准匹 配率低、配准时间长、精配准精度不高等问题,提出 了一种将 ISS-SHOT 和 NDT 结合的配准算法,完成 了对矿山井下采空区和钢配件的配准。

针对传统点云配准算法在处理海量数据点云时 算法复杂度高、配准效率低、配准精度不高等问题。 提出了一种基于内在形状特征 – 3D 形状上下文特 征(ISS-3DSC)和 NDT 算法结合的点云配准方法。 并通过自采点云和斯坦福兔子点云数据对该方法进 行验证。

2 算法总体设计

点云配准为点云之间旋转平移变换的估计,在 达到两片点云对应点距离最小值的情况下,求得旋 转平移矩阵。点云配准为点云之间旋转平移变换的 估计,在达到两片点云对应点距离最小值的情况下, 求得旋转平移矩阵。ISS关键点算法^[13]可以有效的 解决传统点云配准算法在处理海量点云时效率过低 的问题,3DSC 特征描述算法通过统计点集中上下 文信息相似点完成关键点特征描述,使整个配准算 法能够得到更高的精度。在进行点云粗配准得到点 云初始变换矩阵后,在海量点云处理上,NDT 算法 相比较 ICP 算法不需要大量计算最近邻搜索匹配 点,在算法效率方面更有优势。为此,可将 ISS、 3DSC、NDT 算法进行结合,主要步骤如下:

(1)利用体素网格滤波器对点云进行均匀采样,降低后续计算时间;

(2)使用 ISS 算法提取下采样点云关键点,并使用 3DSC 算法描述提取的关键点,形成 ISS-3DSC 特征;

(3)依据关键点 3DSC 特征, 剔除不满足点对中 值距离阈值的错误点对, 求得初始变换矩阵, 完成粗 配准;

(4) 在初始变换矩阵的基础上采用 NDT 算法得 到最优变换矩阵,完成三维点云数据的精配准。

算法流程如图1所示。





3 算法实现

3.1 点云降采样

为减少算法运行时间,采用体素栅格滤波器将 三维点云划分为多个小立方体,使用每个小立方体 的重心作为一个点,简化整个三维点云。

3.2 ISS 点云关键点提取

采用 ISS 算法对降采样后点云进行关键点提 取,算法求解具体步骤如下:

(1) 对点云数据 P 中每个查询点 P_i 建立局部坐标系,并设定搜索半径 r_{frame} ;

(2) 确定所有查询点 *P_i* 在半径 *r_{trame}* 内的相邻 点,并进行加权,设立权值为 *w_{ii}*:

$$w_{ij} = \frac{1}{|p_i - p_j|}, |p_i - p_j| < r_{\text{frame}}$$
 (1)

(3) 计算所有 P_i 与其相邻点的协方差矩阵 $P_{i(cov)}$:

$$P_{i(\text{cov})} = \frac{\sum_{|p_i - p_j| < r_{\text{frame}}} w_{ij} |p_i - p_j| |p_i - p_j| T}{\sum_{|p_i - p_j| < r_{\text{frame}}} w_{ij}} \quad (2)$$

(4) 计算每个协方差矩阵的特征值
 {λ¹_i, λ²_i, λ³_i},并按递减顺序排列;

(5)设定阈值 ε_1 、 ε_2 ,阈值满足式(3)即视为 ISS 关键点:

$$\frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^1} \leqslant \varepsilon_1, \frac{\lambda_i^3}{\lambda_i^2} \leqslant \varepsilon_2$$
(3)

3.3 3DSC 关键点特征描述

对获取的 ISS 关键点使用 3D 形状上下文描述 子(3DSC)进行特征描述,3DSC 通过对邻域范围由 同心圈替换为同心球的方式,将二维转化为三维。 在针对非刚体物体的匹配中,具有很好的鲁棒性。 SC、3DSC 特征空间划分如图 2、图 3 所示。



Fig. 2 SC feature space division



图 3 3DSC 特征空间划分 Fig. 3 3DSC featurespace division

3DSC 特征描述过程如下:

 ①计算所有查询点 P_j (ISS 关键点)法线 N_j,并以点 P_j 为中心,半径 r_{3DSC},法线 N_j 为正北方向建立 球形支撑区域;

②根据 $R = \{R_0 \cdots R_J\}$ 对支撑区域按对数距离 径向划分为 J + 1 个同心圆。纵向和横向分别按 180°、360°仰角区和方位角区均匀划分为 L + 1 和 K+1 个区间,形成 $J \times K \times L$ 个子区域。设 R_0 为最小 半径 r_{\min} ($r_{\min} > 0$), R_j 为最大半径 r_{\max} , 半径边界 计算如下式(4):

$$R_{j} = \exp\left\{\ln(r_{\min}) + \frac{j}{J}\ln\left(\frac{r_{\max}}{r_{\min}}\right)\right\}$$
(4)

③通过式(5)计算对每个子区域内所有点的加 权值 $\omega(p_i)$:

$$\omega(p_j) = \frac{1}{\rho_j \sqrt[3]{V(j,k,l)}}$$
(5)

其中,V(j,k,l)对应子区域的体积, ρ_j 为子区域内点 密度;

④合并所有 $\omega(p_j)$ 值组成特征向量 f_{p_j} ,该向量 包含查询点周围的形状上下文特征。

$$f_{p_j}^{+} = \{ \omega_{p_1}, \omega_{p_2}, \cdots, \omega_{p_k} \}$$

$$\downarrow \psi, k = \{ 1, 2, \cdots, n \}, n = J \times K \times L_o$$

$$2 A = k = k = 1 \times k$$

$$(6)$$

3.4 点云粗配准

提取 3DSC 特征后,通过 PCL 库中 Correspondence Estimation 基类计算出源点云和目标点云关键 点之间相同特征点的对应关系,接着使用 PCL 点对 中值距离模块剔除不满足设定中值阈值的错误点 对,最后采用奇异值分解(SVD)算法计算出两点云 的初始变换矩阵,完成粗配准。具体步骤如下:

(1)根据采样点的 3DSC 特征,在目标点云中搜 索与采样点特征相似的点,作为源点云采样点与目 标点云的对应点; (3)读入源点云和目标点云的 ISS 关键点和剔 除错误点对后的关键点对应关系,计算出两片点云 的初始变换矩阵。

3.5 NDT 点云精配准

基于概率模型的正态分布变换算法使用点云概 率密度函数作为概率模型进行配准,因此在粗配准 得到较好的初始位置后具有较好的速度和精度。算 法具体步骤如下:

(1)将点云空间划分为相等的网格,并计算每 个网格内点 x_i 的均值 q 和协方差矩阵 C:

$$q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i$$
 (7)

$$C = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (x_i - q) (x_i - q)^T$$
(8)

(2)根据点 x_i 的均值 q 和协方差矩阵 C 求得点
 x_i 的概率密度函数 p(x):

$$p(x) = \frac{1}{c} \exp\left[\frac{(x_i - q)^T C^{-1}(x_i - q)}{2}\right]$$
(9)

(3)将源点云根据初始变换矩阵 T 对网格空间 进行映射,确定每一个映射点的正态分布,求出映射 点的概率分布之和的分数值 s(p)作为评估标准:

$$s(p) = \sum_{i=1}^{n} p[T(p, x_i)]$$
(10)

其中, $T(p,x_i)$ 为内点 x_i 变换矩阵;

(4)使用 Hessian 矩阵法对所有分数值 *s*(*p*)进行优化,求得 *s*(*p*)最小值,直到满足收敛要求。

4 算法测试验证

以斯坦福点云标准库 bunny 模型作为对象,在 Intel(R)Core(TM)i9-9900K CPU @ 3.60 GHz,32 GB 内存的 Windows10 系统计算机为基础下,使用 Visual Studio2017 Visual C++、PCL1.8.1 开源点云 库的环境下进行实验。bunny 点云及关键点如图 4、 5 所示。表 1 为 bunny 点云数量、点云分辨率、ISS 关键点数量及特征对应点对。图 6 显示了 bunny 点 云 3DSC 特征纬度轴线直方图。



图 4 bunny 初始点云 Fig. 4 bunny initial point cloud



图 5 bunny 关键点提取结果 Fig. 5 bunny key point extraction results

表1 bunny 点云数据

Tab. 1 bunny point cloud data

数据	初始点云	下采样	点云 分辨率	ISS 关键点	3DSC 对应点对
Bunny	35947 35947	34461 33751	0. 00103627 0. 00104833	65 70	48



Fig. 6 Histogram of bunny 3 DSC feature

为验证提出算法的有效性,采用配准后效果 图和点云均方根误差(RMSE)、配准运行时间作为 评判标准,在相同实验环境下分别与 SAC-IA + NDT 算法、文献[14]提出的 ISS + FPFH + ICP 算法 和文献[12]提出的 ISS + SHOT + NDT 算法进行对 比分析。不同算法的 bunny 点云数据配准结果如 图 7 所示。RMSE:

$$R_{\rm rmse} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{N} \|p_i - q_i\|^2}$$
(12)

其中, p_i 为配准后两片点云对应点对的欧氏距离; q_i 为欧氏距离真值,RMSE 越小,配准结果越好。



(a) 文献[9]算法

(b) 文献[14]算法



图 7 bunny 配准结果 Fig. 7 bunny registration result

表2 bunny 不同算法配准效果评估

Tab. 2 Evaluation of registration effects

of	different	bunny	al	gorithms
OT.	amorone	Durin',		GOLIGITI

配准算法	关键点及特 征描述算法	精配 准算法	$R_{ m rmse}/ m cm$	时间/s
SAC-IA + NDT	FPFH	NDT	1. 17354 × 10 ⁻⁶	80.436
文献[14]	ISS-FPFH	ICP	4. 61969 × 10 $^{-6}$	0. 98
文献[12]	ISS-SHOT	NDT	5. 39228 × 10 ⁻⁷	1. 291
本文	ISS-3DSC	NDT	2. 10111 × 10 ⁻⁷	1.152

由图7与表2分析可得,提出算法在点云标准 库 bunny 模型的验证下,与文献[14]算法相比具有 更好的配准精度,与文献[12]算法相比,配准精度 和效率均有提高。

为进一步验证算法有效性,以硫化鞋喷胶工艺 的某类鞋面与鞋底线结构光点云作为对象,在上述 环境下进行实验。图8为点云数据获取平台,初始 鞋面、鞋底点云如图9(a)和(b)所示。



图 8 点云数据扫描平台 Fig. 8 Point cloud data scanning platform



进行了三维点云的配准。为保证点云配准速度的同 时,提高配准精度。点云下采样阈值设为 0.5 m, ISS 算法搜索领域半径设为 7.5 倍的点云分辨率, 3DSC 特征描述子的球面最小半径设为 0.02 m。 表3显示两片点云配准中点云数量、点云分辨率、 ISS 关键点数量及特征对应点对,两组点云 ISS 关键 点提取结果如图 10 所示,图 11(a)、(b)显示了鞋 面、鞋底点云 3DSC 特征纬度轴线直方图。

表3 鞋面、鞋底点云数据

Tab. 3 Point cloud data of vamp and sole

数据	初始点云	下采样	点云 分辨率	ISS 关键点	3DSC 对应点对
鞋面	446624 446624	71350 74560	0. 333558 0. 317711	546 578	51
鞋底	363078 363078	44077 44736	0. 320633 0. 319883	465 482	87



(a) 鞋面关键点

图 10 ISS 关键点提取结果

Fig. 10 Extraction results of ISS key points



Fig. 11 Histogram of feature of 3DSC

对鞋面、鞋底模型在相同实验环境下与上述算 法进行对比分析,配准结果如图 12、图 13 所示,表 4、表5显示了配准具体数据。





(c) 文献[12]算法

图 12 鞋面配准结果

Fig. 12 Vamp registration results



Fig. 13 Sole registration results

表4 鞋面不同算法配准效果评估

Tab. 4 Evaluation of registration effects

c	1.00		•	1	C	
ot	dittoront	9	loorit	hme	tor	vamn
UL.	unnerent	a	igoriu	minis	101	vamp
			<i>(</i>)			

配准算法	关键点及特 征描述算法	精配准 算法	$R_{ m rmse}/ m cm$	时间/s
SAC-IA + NDT	FPFH	NDT	4. 4719	464.68
文献[14]	ISS-FPFH	ICP	40. 3219	1. 688
文献[12]	ISS-SHOT	NDT	0. 310131	1. 731
本文	ISS-3DSC	NDT	0.0165186	2.065

表5 鞋底不同算法配准效果评估

Tab. 5 Evaluation of registration effects

of different algorithms for sole registration

配准算法	关键点及特 征描述算法	精配准 算法	$R_{ m rmse}/ m cm$	时间/s
文献[9]	FPFH	NDT	1.83424	501.132
文献[14]	ISS-FPFH	ICP	2. 4138	1. 255
文献[12]	ISS-SHOT	NDT	0. 544408	1. 152
本文	ISS-3DSC	NDT	0.0253407	1.736

上述图 12、13 配准结果和表 4、5 配准数据分 析,对于鞋面点云数据,SAC-IA + NDT 算法在没有 得到较好的初始位置情况下,精配准 ICP 算法陷入 局部最优,出现了明显间隙;文献[12]、[14]得到了 较好的配准结果,但分别在纵向和横向有细小间隙, 且 SAC-IA + NDT 算法配准时间过长。提出算法由 于 3DSC 特征描述子在粗配准阶段计算速度较慢相 比其他三种算法虽然配准效率有相应降低,但配准 精度得到有效提升。对于鞋底点云,其模型相较于 鞋面更为简单, SAC-IA + NDT、文献[12]和[14]都 取得了较好的配准结果,但提出算法在配准精度上 有更大优势。

结论 5

现有点云配准算法在海量点云配准时精度、效 率上存在矛盾。提出了一种基于 ISS-3DSC 特征描 述和 NDT 算法结合的点云配准算法,通过 ISS 算法 避免了传统点云配准全局搜索的局限性,3DSC 特 征描述子提高关键点特征精度,为 NDT 精配准得到 更好的初始位姿矩阵。与其他算法相比,在配准效 率变化不大的情况下,可得到更好的配准精度,为工 业实际应用等领域提供了参考。

参考文献:

- [1] Seidel Dominik, et al. Predicting tree species from 3D laser scanning point clouds using deep learning [J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12.
- [2] Gu Lipeng, Sun Shaoyuan, Liu Xunhua, et al. Research on 3D multi-target tracking algorithm based on laser point cloud coordinate system [J]. Laser & Infrared, 2021, 51 (10):1307 - 1313. (in Chinese)

顾立鹏,孙韶媛,刘训华,等.基于激光点云坐标系的 3D多目标跟踪算法研究[J]. 激光与红外, 2021, 51 (10):1307 - 1313.

[3] Xue Shan, Lu Nanfang, Shen Yuying, et al. Mechanical part recognition method based on laser 3D point cloud
 [J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(4):169 – 176. (in Chinese)

薛珊,吕南方,沈雨鹰,等.基于激光三维点云的机械 工件识别方法[J]. 红外与激光工程,2019,48(4): 169-176.

- [4] Vermeulen Marijn Jorien, et al. Reference charts for neonatal cranial volume based on 3D laser scanning to monitor head growth [J]. Frontiers in Pediatrics, 2021, 9: 654112 - 654112.
- [5] Bhatti Abdul Qadir, Wahab Abdul, Sindi Wadea. An overview of 3D laser scanning techniques and application on digitization of historical structures [J]. Innovative Infrastructure Solutions, 2021, 6(4):.
- [6] Zhou Ying, Lin Yi. The point cloud registration method based on normal vector voting[J]. Computer Application Research, 2022, 33(2):637-640. (in Chinese) 周颖,林意. 基于法向量投票的点云配准方法[J]. 计 算机应用研究, 2022, 39(2):637-640.
- [7] Xu Guangxuan, et al. A fast point clouds registration algorithm for laser scanners [J]. Applied Sciences, 2021, 11 (8):3426 3426.
- [8] Xie Xiaopeng, Gu Jiawei. An improved 2D ICP point cloud registration algorithm[J]. Laser & Infrared, 201, 51 (7):951-955. (in Chinese) 谢小鹏,古家威. 一种改进的二维 ICP 点云配准算法 [J]. 激光与红外, 2021, 51(7):951-955.
- [9] Jing Lu, Wu Bin, Fang Xilu. Point cloud registration method based on SIFT feature points combined with ICP[J].

Laser & Infrared,201,51(7):944-950. (in Chinese) 荆路,武斌,方锡禄. 基于 SIFT 特征点结合 ICP 的点云 配准方法[J]. 激光与红外,2021,51(7):944-950.

- Biber P, Straber W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching [C]//Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2003:2743 2748.
- [11] Fan Qiang, Liu Peng, Yang Jun, et al. Improved 3D-NDT registration algorithm based on 3D-Harris and FPFH[J]. Chinese Journal of Graphics, 2020, 41(4):567 575. (in Chinese)
 范强,刘鹏,杨俊,等. 基于 3D-Harris 与 FPFH 改进的 3D-NDT 配准算法[J]. 图学学报, 2020, 41(4):567 575.
- [12] Ma Guopeng, Ning Dianmin, Bian Yan. Research on point cloud registration algorithm based on ISS-Shot + 3D-NDT
 [J]. Mining Research and Development, 2021,9(5): 175-181. (in Chinese)
 马国鹏, 宁殿民, 卞艳. 基于 ISS-SHOT + 3D-NDT 的点 云配准算法研究[J]. 矿业研究与开发,2021,41(5): 175-181.
- [13] Yu Z. Intrinsic shape signatures: a shape descriptor for 3D object recognition [C]//IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. IEEE, 2010.
- [14] Li Renzhong, Yang Man, Tian Yu, et al. Point cloud registration algorithm based on the ISS feature points combined with improved ICP algrithm[J]. Progress in Laser & Optoelectronics, 2017, 54(11): 312 319. (in Chinese) 李仁忠,杨曼,田瑜,等. 基于 ISS 特征点结合改进 ICP的点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 312 319.