

变尺度点云配准算法

孙水发^{1,2}, 李准¹, 夏坤¹, 施云飞¹, 杨继全², 董方敏^{1*}

(1. 三峡大学 水电工程智能视觉监测湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443002;

2. 南京师范大学 江苏省三维打印装备与制造重点实验室, 南京 210042)

摘要: 针对三维点云配准中点云尺度不一致导致配准精确度不高的问题, 提出基于几何重心和质心距离比不变性的多尺度点云配准算法。对点云进行滤波处理; 通过点云数据重心与质心建立点云数据之间的尺度比例计算模型; 根据配准误差与尺度真值函数关系, 对尺度因子进行逐步细化, 结合ICP算法进行配准。针对点云数据中不同的情况进行了对比实验, 结果表明: 在无噪声情况下, 实验点云数据配准误差数量级为 $10^{-12} \sim 10^{-15}$; 在有噪声情况下, 实验点云数据配准误差数量级为 10^{-4} 。

关键词: 多尺度; 配准; 重心; 质心; 噪声

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 07-2465-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201807005

Variable Scale Point Cloud Registration Algorithm

Sun Shuifa^{1,2}, Li Zhun¹, Xia Kun¹, Shi Yunfei¹, Yang Jiquan², Dong Fangmin^{1*}

(1. China Three Gorges University Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering, Yichang 443002, China; 2. Nanjing Normal University Jiangsu Key Laboratory of 3D Printing Equipment and Manufacturing, Nanjing 210042, China)

Abstract: To address the low registration accuracy issue caused by scale mismatch of two point clouds, a multi-scale point cloud registration algorithm is proposed based on the distance ratio invariance of the geometric center of gravity and centroid. The point cloud is firstly filtered. Then, the scale ratio calculation model of the point cloud data is established by computing the point cloud's gravity center and centroid. Finally, according to the relationship between the registration error and the scale true value, the scale factor is refined step by step with ICP algorithm. For the noise and the inconsistent point in the point cloud, comparative tests are carried out. The experimental results show that, in the absence of noise, the magnitude of registration error order is $10^{-12} \sim 10^{-15}$; in the case with noise, the magnitude of registration error order is 10^{-4} .

Keywords: multi-scale; point cloud registration; center of gravity; centroid; noise

引言

点云配准在模式识别、图像处理、逆向工程以及3D打印等方面是非常重要的基本问题^[1]。在图

像检索^[2]、图像配准和图像分割^[3-4], 三维重建^[5]和移动视觉检索^[6]等方面有着广泛应用。点云配准的目的是在两点云集之间建立对应关系, 求解最优状态下的空间转换。在众多算法中, 迭代最近点算法^[7] (ICP) 由于其良好的性能和简洁性是应用最广泛的方法, 算法的鲁棒性^[8]等问题也已经进行了广泛深入的研究。

受限于被测物体的尺寸以及坐标测量装置的视域范围, 外加实地环境的影响, 往往一次扫描不



收稿日期: 2017-05-25 修回日期: 2017-12-01;
基金项目: 国家自然科学基金(61273243), 湖北省自然科学基金创新群体项目(2015CFA025), 湖北省教育厅科学技术研究计划重点项目(D20151204);
作者简介: 孙水发(1977-), 男, 江西抚州, 博士, 教授, 研究方向为图像处理、计算机视觉。

能获得物体的全部三维点云数据;点云数据采集或处理中,单一的数据采集源由于精度或遮挡等问题,通常不能得到较完整的被扫描对象的实际数据,需要多种采集方式协同作用,因此不可避免会有不同模式的点云数据。在实际工程应用中,通常需要将不同站点、不同模式下获得的点云数据进行配准与拼接。由于设备采集之间的不同以及扫描点与被扫描对象之间的距离不同,经由不同站点得到的点云数据不仅包含旋转变换、平移变换,还包括缩放因子,即尺度变换^[9]。对于获取的多尺度点云数据,在配准过程中不仅需要解决旋转矩阵和平移向量,更要解决尺度因子,求取尺度因子,解决尺度变换是完成整个点云配准和拼接的关键前提。

原始的 ICP 算法在配准中没有考虑比例因子,ZinBer 等^[9]介绍了尺度因子综合评价,但该方法需要粗略的点云预配准;Myronenko 等^[10]提出相干点漂移(CPD)算法,该算法将点云配准作为概率密度估计,通过最大似然估计来匹配待配准点云与模型点云,高斯分布模型在二维空间应该近似于椭圆,在三维空间上近似于椭球,该方法配准结果与构造的高斯模型密切相关,在处理非椭球体点云时不够理想;Ying^[11]和 Du^[12]等结合边界尺度和传统 ICP 算法,提出了 SICP 算法,该算法结合尺度因子与传统 ICP 算法进行配准,通过待配准点云与模型点云之间的最小距离和来确定尺度因子、旋转矩阵和平移矩阵,该算法通过高斯概率函数减小噪声和离群值的影响,但该算法没有考虑点云数据量不一致的情况。

基于 SICP 算法的思想,本文考虑噪声和离群值的影响,利用滤波器对噪声和离群值进行处理^[13-16];考虑到刚性变换中点云的丰富几何特性,充分利用点云集的空间信息,通过刻画点云重心和质心,根据其对应关系,建立尺度因子模型;对尺度因子由粗略到精细,逐步细化,利用 ICP 算法进行配准。实验表明,新方法计算得到尺度因子与真值对比,误差较小。

1 算法阐述

三维点云包含丰富的空间域几何信息,在刚性变换中,点云重心和质心的相对位置不变。通过点云集重心和质心信息,建立尺度比例计算模型;结合 ICP 算法,定义最小化配准误差函数。函数可以写成式(1):

$$\min_s |sRp + t - q| \quad (1)$$

算法主要分为 3 步:

1) 滤波:预处理,大尺度点云数据量密集,用滤波器对点云数据进行抽稀处理,减少点云数据量,提高配准和拼接的效率;噪声和离群值会影响重心质心的准确性以及最终的配准结果,运用滤波器对点云数据进行滤波处理,减小甚至消除噪声和离群值的影响,使得计算得到的重心和质心更准确;

2) 建立尺度因子计算模型:在刚性变换中,对于同一物体,重心和质心相对距离比不变,即不同尺度下重心与质心距离比值即为尺度因子,文中通过计算点云的重心与质心,求取重心与质心的距离,得到尺度因子,建立尺度因子计算模型;

3) 建立迭代计算模型:将通过尺度因子计算模型得到的尺度因子代入 ICP 算法,计算配准误差,与设定的配准误差阈值相比较,在不满足终止条件时对尺度因子进行有粗略到精细的细化操作,进行迭代计算,最终求取得到最小配准误差时尺度因子,方法流程图如图 1 所示。

在图 1 中, p_i 和 q_i 分别为点云集 P 和 Q 上的点, p_m 、 p_w 分别为点云 P 重心和质心, q_m 、 q_w 分别为点云 Q 重心和质心, N 为点云数据中点的数量, m_i 为质心因子, $m_i = r_i^{-2} / \sum_{i=1}^N r_i^{-2}$, 满足 $\sum_{i=1}^N m_i = 1$ 。

s_i 为第 i 次迭代计算尺度因子, ε_{reg} 为配准误差, ε_0 为配准误差阈值, Num_{ite} 为迭代次数, N_0 为迭代次数阈值。

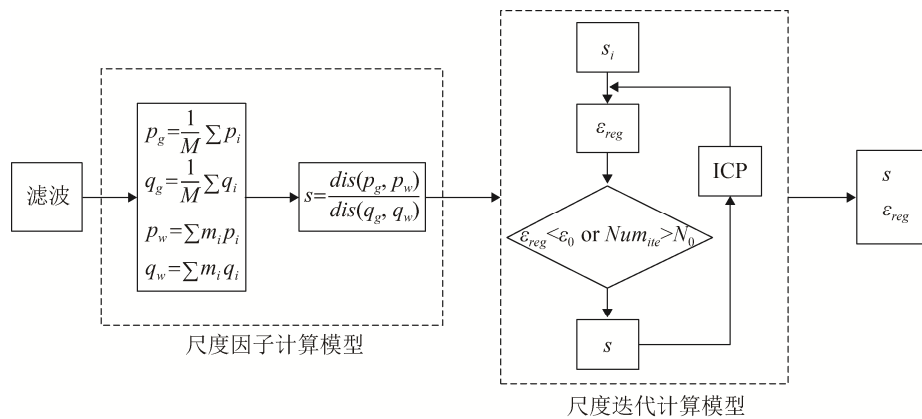


图 1 算法流程图
Fig. 1 Algorithm flow chart

2 算法证明及说明

2.1 尺度因子计算模型

设 P 和 Q 分别为两不同尺度点云集, p_i 和 q_i 分别为点云集 P 和 Q 上的点。可以得到:

$$p_g = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i, \quad q_g = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N q_i,$$

$$p_w = \sum_{i=1}^N m_i p_i, \quad q_w = \sum_{i=1}^N m_i q_i.$$

考虑到在数据采集过程中点云集有旋转和平移变换。设点云 Q 经点云集 P 尺度旋转变换得到。即: $q_i = sR p_i + t$ 。其中 s 为尺度因子, R 为旋转矩阵, t 为平移向量。下述为书写方便, 省略求和上下限。根据上述信息, 可以得到:

$$\frac{|q_g - q_w|}{|p_g - p_w|} = \frac{\left| \frac{1}{N} \sum q_i - \sum m_i q_i \right|}{\left| \frac{1}{N} \sum p_i - \sum m_i p_i \right|} =$$

$$\frac{\left| \frac{1}{N} \sum (sR p_i + t) - \sum m_i (sR p_i + t) \right|}{\left| \frac{1}{N} \sum p_i - \sum m_i p_i \right|} =$$

$$\frac{\left| \left(\frac{1}{N} \sum sR p_i - \sum m_i sR p_i \right) + \left(\frac{1}{N} \sum t - \sum m_i t \right) \right|}{\left| \frac{1}{N} \sum p_i - \sum m_i p_i \right|} \quad (2)$$

又 $\sum \frac{1}{N} = 1$, $\sum m_i = 1$ 。则式(2)可化为:

$$\frac{|q_g - q_w|}{|p_g - p_w|} = \frac{\left| \frac{1}{M} \sum sR p_i - \sum m_i sR p_i \right|}{\left| \frac{1}{M} \sum p_i - \sum m_i p_i \right|} =$$

$$\frac{\left| sR \left(\frac{1}{M} \sum p_i - \sum m_i p_i \right) \right|}{\left| \frac{1}{M} \sum p_i - \sum m_i p_i \right|} = |sR| = s |R| \quad (3)$$

又 R 为旋转矩阵, 满足 $|R| = 1$ 。所以式(3)为 $\frac{|q_g - q_w|}{|p_g - p_w|} = s$ 。至此, 得证。

2.2 尺度因子计算步骤

针对具体的点云数据, 流程图如图 1 中尺度因子计算模型框图所示, 尺度计算的步骤如下:

- (1) 计算点云 p 的重心 $p_g = \frac{1}{M} \sum p_i$ 和质心 $p_w = \sum m_i p_i$, 重心和质心欧氏距离 $dis(p_g, p_w)$;
- (2) 计算点云 q 的重心 $q_g = \frac{1}{M} \sum q_i$ 和质心 $q_w = \sum m_i q_i$, 重心和质心欧氏距离 $dis(q_g, q_w)$;
- (3) $s = \frac{dis(p_g, p_w)}{dis(q_g, q_w)}$ 。

2.3 点云迭代

配准误差与尺度真值呈“V”字形函数关系, 即尺度因子与尺度真值绝对差越大, 配准误差越大, 基于此算法通过对尺度因子逐步精细。与传统 ICP 算法全局迭代不同, 算法在确保精确度的情况

下,减少了迭代次数,减少计算量与运行时间。尺度迭代计算流程图如图1中尺度迭代计算模型框图所示,具体步骤如下:

- (1) 利用点云重心以及质心,通过算法计算得到初始尺度因子 s_0 ;
- (2) 对 s_0 邻近取整,得到第一次迭代尺度因子 s_1 ;
- (3) 在区间 $[s_i(1-c_i), s_i(1+c_i)]$ ($i=0,1,\dots$) 区间内使用 ICP 算法迭代,得到最小误差时的 s_i ;
- (4) 判断配准误差是否小误差阈值或是否达到设定的迭代次数,皆不满足,执行步骤(5),满足其一,执行步骤(6);
- (5) 重复步骤(2);
- (6) 最终得到尺度因子 $s_{\text{实}}$ 。

3 实验及结果

3.1 实验数据

考虑到实际数据采集不可避免包含有噪声。实验中对无噪声和有噪声两种情况进行讨论;此外,由于扫描设备采集距离等原因,相同点云在不同尺度下采集的点数量可能会不同,实验通过下采样进行刻画,下采样数据为原始数据经过 1/2 下采样得到。实验数据采用斯坦福大学标准数据库 bunny 和 dragon 点云数据,为使实验更具普遍性,

实验还采用一般扫描仪扫描得到的 toy 点云数据。

3.2 评价指标

结果评价指标: 1、尺度真值与计算值的相对误差,即 $\varepsilon_s = \left\| \frac{s_n - s}{s} \right\|_2$; 2、点云配准误差,即 $\varepsilon_{\text{reg}} = \sum \|P - P'\|_2$, 其中 P 为原始点云, P' 是算法得到的配准点云; 3、旋转矩阵误差, $\varepsilon_R = \|R' - R\|_2 / \|R\|_2$, 其中 R 为原始旋转矩阵, R' 是算法得到的旋转矩阵; 4、平移向量误差, $\varepsilon_t = \|t' - t\|_2 / \|t\|_2$, 其中 t 为原始平移向量, t' 是算法得到的平移向量。

表 1~5 中 $s_{\text{真}}$ 表示真实尺度, $s_{\text{初}}$ 表示初始尺度, s_i ($i=1,2,3,\dots$) 表示第 i 次迭代后的尺度值, s_{end} 表示实验最终尺度值, ε_s 表示尺度误差, ε_{reg} 表示配准误差(表格中采用科学计数法表示), ε_R 表示旋转矩阵误差, ε_t 表示平移向量误差, Num_P 表示点云 P 的数量, Num_Q 表示点云 Q 的数量。

3.3 无噪声

3.3.1 无下采样

在无噪声、待配准点云集数据量一致时,实验结果如图2所示。

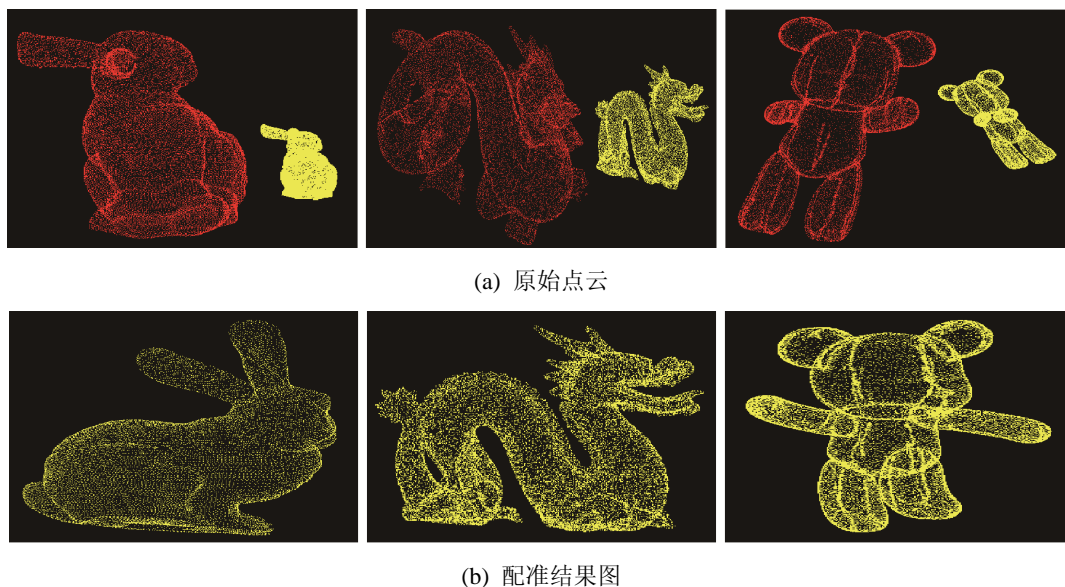


图2 无噪声无下采样配准结果

Fig. 2 Registration results without noise and without downsampling

从图 2 可看出, 原始未配准点云数据, 不仅存在旋转平移变换, 也存在尺度变换, 经由算法配准后, 配准效果较理想。具体实验数据如表 1。从表 1 可看出, bunny、dragon 和 toy 点云数据通过尺度比例计算模型, 初始尺度因子即为真值, 尺度因子误差为 0%; 配准误差数量级为 10^{-12} ~ 10^{-13} , 主要是由硬件的精确度决定; 旋转矩阵误差数量级分别为 0.146, 0.103, 0.053, 平移向量误差分别为 1.196, 3.821 和 4.634。

3.3.2 有下采样

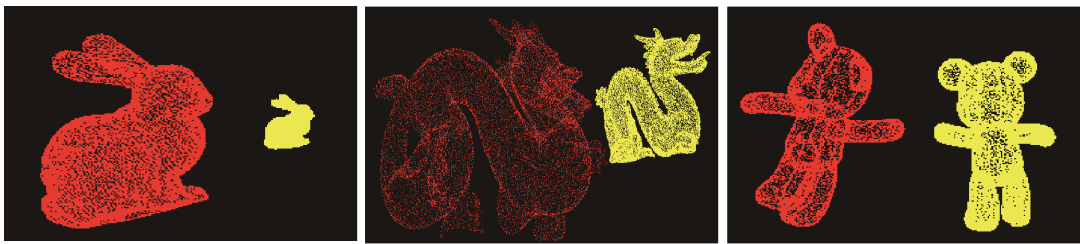
在无噪声、待配准点云集数据量不一致时, 实

验结果如图 3 所示。从图中我们可以看出, 原始未配准点云数据, 不仅存在旋转平移变换, 也存在尺度变换, 经由算法配准后, 配准效果较理想。具体实验数据如表 2 所示。

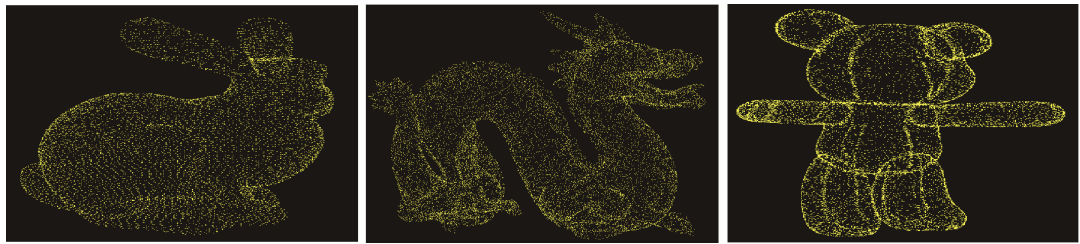
从表 2 可看出, bunny 点云数据通过尺度比例计算模型, 经由一次尺度迭代计算, 即得到尺度真值, 尺度误差为 0%; dragon 和 toy 点云数据通过尺度比例计算模型, 经由 3 次尺度迭代计算, 得到尺度真值, 尺度因子误差为 0%。实验配准误差数量级为 10^{-12} ~ 10^{-13} , 主要是由硬件的精确度决定; 旋转矩阵误差数量级分别为 0.149, 0.104, 0.053, 平移向量误差分别为 1.209, 3.821 和 4.634。

表 1 无噪声无下采样实验结果
Tab. 1 Experimental results without noise and without downsampling

点云数据	$S_{\text{真}}$	$S_{\text{初}}$	S_{end}	ε_s	ε_{reg}	ε_R	ε_t	Num _P	Num _O
bunny	2	2.000	2.000	0%	3.37E-13	0.146	1.196	17 974	17 974
dragon	4.5	4.500	4.500	0%	5.33E-12	0.103	3.821	50 125	50 125
toy	7.76	7.760	7.760	0%	5.55E-12	0.053	4.634	33 021	33 021



(a) 原始点云



(b) 配准结果

图 3 无噪声有下采样配准结果
Fig. 3 Registration results without noise but with sampling

表 2 无噪声有下采样实验结果
Tab. 2 Experimental results without noise but with downsampling

点云数据	$S_{\text{真}}$	$S_{\text{初}}$	S_1	S_2	S_3	S_{end}	$\varepsilon_s/\%$	ε_{reg}	ε_R	ε_t
bunny	2	2.306	2	—	—	2.000	0	3.49E-13	0.149	1.209
dragon	4.5	4.360	4	4.4	4.52	4.500	0	1.55E-12	0.104	3.821
toy	7.76	7.615	8	8.0	7.76	7.760	0	1.43E-12	0.053	4.634

以 bunny 点云数据为例进行说明:

(1) 通过算法得到尺度初值 $s_{\text{初}}=2.306$;

(2) 对尺度因子进行取整操作, 得到第一次迭代尺度 $s_1=2$ 。根据算法第一次迭代计算尺度因子 $s \in [1.0:0.2:3.0]$ 进行迭代;

(3) 计算配准误差, 当尺度因子 $s=2.0$ 时, 配准误差为 3.49×10^{-13} , 满足迭代终止条件, 迭代结束。

3.4 有噪声

为验证多尺度点云配准算法的鲁棒性, 对部分正确数据进行随机排列, 作为噪声和离群值进行验证。Bunny, dragon 和 toy 点云数据中, 离群值数量分别为 500, 1 000, 2 000。

3.4.1 无下采样

在有噪声、待配准点云集数据量一致时, 实验结果如图 4 所示。从图中我们可以看出, 原始未配准点云数据, 不仅存在旋转平移变换, 也存在尺度变换, 经由算法配准后, 配准效果较理想。具体实验数据如表 3。

从表 3 可看出, bunny 点云数据通过尺度比例计算模型, 初始尺度, 即为尺度真值, 尺度误差为 0%, 配准误差数量级为 10^{-7} ; dragon 和 toy 点云数据通过尺度比例计算模型, 经由三次尺度迭代计算, 得到尺度真值, 尺度因子误差分别为 0%、0.52%, 配准误差数量级分别为 10^{-6} , 10^{-4} ; 旋转矩阵误差数量级为 0.026, 0.149, 0.045, 平移向量误差分别为 1.055, 3.668 和 6.763。

以 dragon 点云数据为例进行说明:

(1) 通过算法得到尺度初值 $s_{\text{初}}=4.400$;

(2) 对尺度因子进行取整操作, 得到第一次迭代尺度 $s_1=4$ 。根据算法第一次迭代计算尺度因子 $s \in [2.0:0.2:6.0]$, 精确度 0.4;

(3) 运用 ICP 迭代计算配准误差, 得到最小误差值时对应的尺度因子 $s_2=4.4$ 。根据算法第二次迭代计算尺度因子 $s \in [4.00:0.04:4.80]$, 精确度 0.04;

(4) 运用 ICP 迭代计算配准误差, 得到最小误差值时对应的尺度因子 $s_3=4.48$ 。根据算法第三次迭代计算尺度因子 $s \in [4.480:0.004:4.520]$, 精确度 0.004;

(5) 运用 ICP 迭代计算配准误差, 得到最小误差值时对应的尺度因子 $s=4.500$ 。配准误差为 2.54×10^{-6} , 满足迭代终止条件, 迭代结束。

3.4.2 有下采样

实验结果如图 5 所示。从表 4 可看出, bunny 点云数据通过尺度比例计算模型, 初始尺度, 即为尺度真值, 尺度误差为 0%, 配准误差数量级为 10^{-7} ; dragon 和 toy 点云数据通过尺度比例计算模型, 经由三次尺度迭代计算, 得到尺度真值, 尺度因子误差分别为 0%, 0.52%, 配准误差数量级分别为 10^{-6} , 10^{-4} ; 旋转矩阵误差数量级为 0.026, 0.149, 0.048, 平移向量误差分别为 1.033, 3.668 和 6.763。

以 toy 点云数据为例进行说明:

(1) 通过算法得到尺度初值 $s_{\text{初}}=7.356$;

(2) 对尺度因子进行取整操作, 得到第一次迭代尺度 $s_1=7$ 。根据算法第一次迭代计算尺度因子 $s \in [3.5:0.7:10.5]$, 精确度 0.7;

(3) 运用 ICP 迭代计算配准误差, 得到最小误差值时对应的尺度因子 $s_2=7.7$ 。根据算法第二次迭代计算尺度因子 $s \in [7.00:0.07:8.40]$, 精确度 0.07;

(4) 运用 ICP 迭代计算配准误差, 得到最小误差值时对应的尺度因子 $s_3=7.77$ 。根据算法第三次迭代计算尺度因子 $s \in [7.700:0.007:7.840]$, 精确度 0.007。

(5) 运用 ICP 迭代计算配准误差, 得到最小误差值时对应的尺度因子 $s=7.756$ 。配准误差为 1.46×10^{-4} , 精度不满足终止条件, 但三次迭代满足终止条件, 故迭代结束, 得到最终尺度因子 $s_{\text{实}}=7.560$, 尺度误差为 0.52%。

综上, 从上述实验结果可以看出, 对于点云扫

描中的噪声和数据量不一致的问题,通过迭代算法能够较精确地得到尺度因子;配准误差较小。算法可以根据精度需求进行多次迭代,在本试验中,只进行了三次尺度因子迭代。

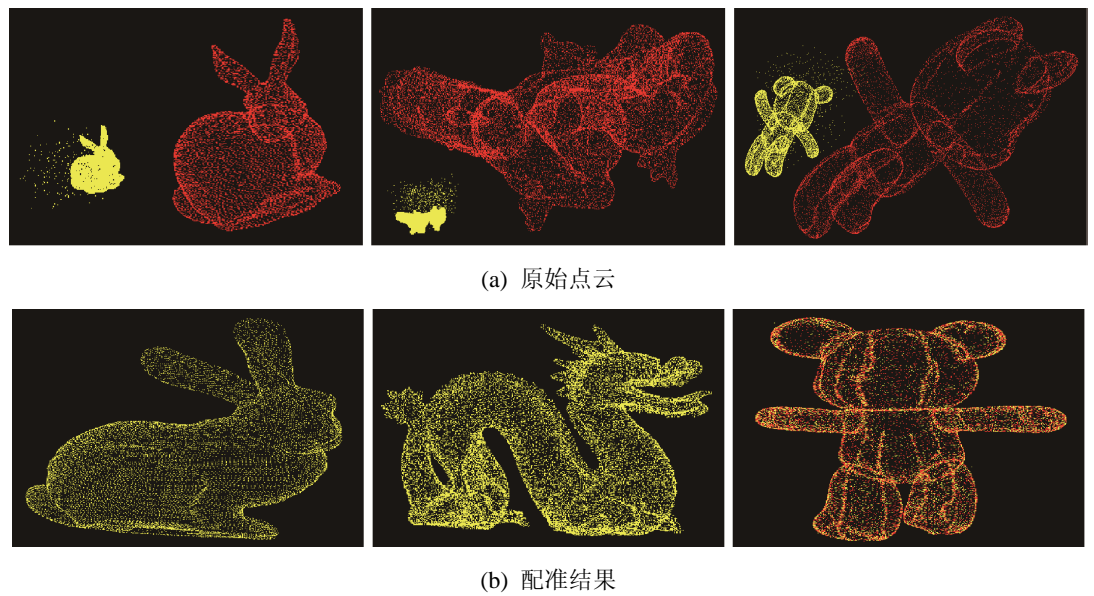


图 4 有噪声无下采样配准结果
Fig. 4 Registration results with noise but without downsampling

表 3 有噪声无下采样实验结果

Tab. 3 Experimental results with noise but without downsampling

点云数据	$s_{\text{直}}$	$s_{\text{初}}$	s_1	s_2	s_3	s_{end}	$\varepsilon_s/\%$	ε_{reg}	ε_R	ε_t
bunny	2	2.000	—	—	—	2.000	0	7.56E-07	0.026	1.055
dragon	4.5	4.400	4	4.4	4.48	4.500	0	2.54E-06	0.149	3.668
toy	7.76	7.496	7	7.7	7.77	7.756	0.52	1.46E-04	0.045	6.763

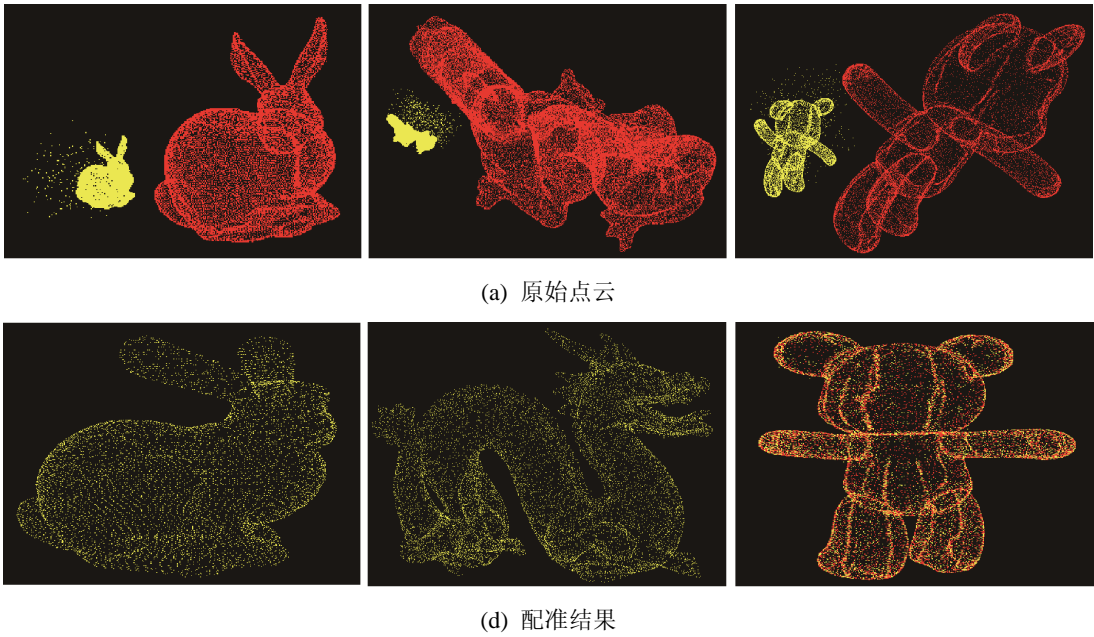


图 5 有噪声有下采样配准结果
Fig. 5 Registration results with noise and with downsampling

3.5 单片点云配准

上述实验展示了算法对于封闭数据的配准效果。为验证算法对于单片开数据的配准效果，在试验中采用非闭合点云数据集配准：bunny 点云数据集的耳朵部分、dragon 点云数据集的尾巴部分以及 toy 点云数据集的手臂部分。实验结果如图 6 所示。第 1、第 3 和第 5 行分别为不同尺度的原始点云数据，第 2、第 4 和第 6 行分别为配准后的点云数据。

从图 6 中，可以看出，对于单片数据，也能很

好的得到配准结果。实验具体的结果参数如表 5 所示。表 5 中，nnnd 表示无噪声无下采样情况，即无噪声且点云数据集量一致；nnyd 表示无噪声有下采样情况，即无噪声且点云数据集量不一致；ynnd 表示有噪声无下采样情况，即有噪声且点云数据集量一致；ynyd 表示有噪声有下采样情况，即有噪声且点云数据集量不一致。从表 5 中可以看出，对于单片点云数据集，算法也能够得到较好的配准效果，配准误差也较小。

表 4 有噪声有下采样实验结果
Tab. 4 Experimental results with noise and with downsampling

点云数据	S_{fit}	S_{reg}	S_1	S_2	S_3	S_{end}	$\varepsilon_s/\%$	ε_{reg}	ε_R	ε_t
bunny	2	2.002	2	—	—	2.000	0	6.66E-07	0.026	1.054
dragon	4.5	4.302	4	4.4	4.48	4.500	0	2.25E-06	0.149	3.668
toy	7.76	7.356	7	7.7	7.77	7.756	0.52	1.46E-04	0.048	6.763

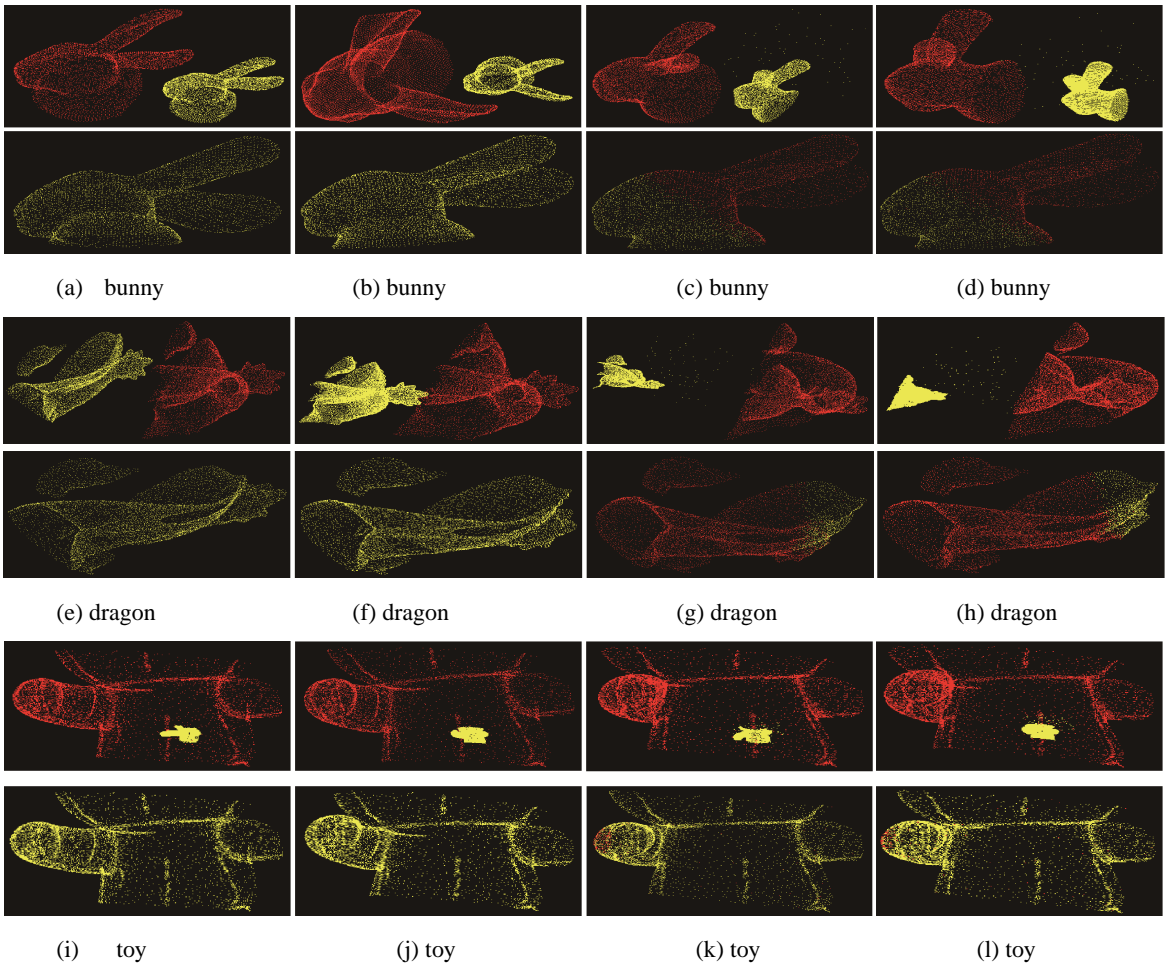


图 6 单片数据 bunny、dragon、toy 有噪声无采样情况下，原始点云与配准后结果
Fig. 6 Original point cloud and registration results of mononuclear data bunny, dragon, and toy with noise and without sampling

表 5 单片数据配准结果
Tab. 5 Registration results of monolithic data

点云数据		$S_{\text{直}}$	$S_{\text{初}}$	S_1	S_2	S_3	S_{end}	$\varepsilon_s/\%$	ε_{reg}	ε_R	ε_t
bunny	nnnd	2	2.000	—	—	—	2.000	0	2.23E-13	0.240	1.091
	nnyd	2	1.998	2	—	—	2.000	0	2.23E-13	0.240	1.091
	ynnd	2	2.002	2	—	—	2.000	0	5.17E-06	0.036	2.340
	ynyd	2	1.998	2	—	—	2.000	0	5.17E-06	0.036	2.340
dragon	nnnd	4.5	4.500	—	—	—	4.500	0	2.21E-13	0.185	5.118
	nnyd	4.5	4.503	4.5	—	—	4.500	0	2.21E-13	0.185	5.118
	ynnd	4.5	4.497	4	4.4	4.48	4.500	0	2.98E-06	0.020	3.284
	ynyd	4.5	4.500	—	—	—	4.500	0	2.98E-06	0.020	3.284
toy	nnnd	7.76	7.760	—	—	—	7.760	0	3.68E-13	0.062	7.092
	nnyd	7.76	7.756	8	7.6	7.76	7.760	0	3.68E-13	0.062	7.092
	ynnd	7.76	7.755	8	7.6	7.76	7.760	0	1.69E-05	0.063	7.131
	ynyd	7.76	7.751	8	7.6	7.76	7.760	0	1.69E-05	0.063	7.131

3.6 与 SICP 对比结果

为了进一步验证所提方法的有效性,与 Ying 和 Du 等提出的 SICP 算法进行对比。Ying 和 Du 在实验中根据不同的旋转角度进行实验,由于噪声等数据随机产生,将其不同角度的实验数据取均值进行对比。本方法的尺度噪声等皆为同等条件下随机取得。实验结果如表 6 所示。

表 6 bunny 数据对比结果
Tab. 6 Comparison results of bunny data

算法	旋转 度数	尺度 误差/%	R 误差	t 误差	配准 误差
SICP	10	2.61	0.009 8	0.831 0	1.23E-05
	20	3.26	0.007 2	0.870 7	1.13E-05
	30	2.64	0.019 1	1.095 5	1.07E-05
	40	3.67	0.061 2	1.445 8	8.99E-05
	50	3.37	0.041 2	1.328 1	2.33E-05
	60	5.74	0.092 9	1.733 0	1.14E-05
	均值	3.55	0.038 6	1.217 35	2.65E-05
本文 方法		0.00	0.003 9	0.509 16	1.10E-05

从表 6 可以得到, SICP 算法尺度平均误差为 3.548%、尺度误差为 0.038 6, 旋转矩阵误差为 1.217 35, 配准误差为 2.65×10^{-5} ; 本文方法尺度误差为 0%, 旋转矩阵误差为 0.003 9, 平移向量误差为 0.509 16, 配准误差为 1.10×10^{-5} 。本文算法在结果上优于 SICP 方法。

4 结论

对于多尺度点云噪声配准,本文提出的基于几何重心和质心距离比不变性的多尺度点云配准算法,解决配准中的多尺度问题。首先,将原始点云数据经过预处理,减小噪声和离群值的影响;然后,通过计算待配准点云的重心和质心,根据待配准点云重心与质心距离比,建立尺度因子计算模型,计算得到初始迭代尺度因子;最后,将计算得到的尺度因子代入尺度迭代计算模型,依据尺度因子和配准误差的函数关系,由粗略到精细迭代计算,最终得到尺度因子;结合传统 ICP 算法进行配准,尺度因子误差和配准误差都较理想。针对噪声和点云数据量不一致的情况,实验中对各种情况进行对比实验。结果表明:

- 1) 在无噪声情况下,初始尺度因子与尺度真值差值很小,经过算法迭代计算,能够很精确地得到尺度因子, bunny, dragon 和 toy 点云数据尺度误差皆为 0%, 最终的点云配准误差数量级为 $10^{-12}\sim10^{-13}$, 主要是硬件计算误差;
- 2) 在有噪声的情况下,不论初始尺度因子与尺度真值的差值大小,经过算法迭代,都得到了较精确的尺度因子, bunny 和 dragon 点云数据尺度因子误差分别为 0%, 配准误差数量级为 $10^{-6}\sim10^{-7}$, toy 点云数据尺度因子误差为 0.52%, 配准误差数量级为 10^{-4} ;

3) 对于单片点云数据, 方法的尺度误差为0%, 无噪声情况下配准误差数量级为 10^{-13} , 有噪声情况下点云配准误差数量级为 $10^{-5} \sim 10^{-6}$ 。

不论原始点云数据有无噪声、点云数据量是否一致, 基于几何重心和质心距离比不变性的多尺度点云配准算法都能够得到尺度因子, 从而进行后续的点云配准与拼接。同时实际在算法中, 我们对数据进行了预处理, 减小了噪声和离群值等因素对配准结果的影响, 使得配准精度较高; 并通过尺度因子计算模型得到的较精确的初始尺度因子, 得到迭代尺度因子迭代计算的范围。使得算法在精度上较sPICP大大提高。

参考文献:

- [1] 梅元刚, 何玉庆. 低维特征空间中基于旋转图像的三维环境模型配准方法[J]. 中国科学: 技术科学, 2014, 44(1): 108-118.
Mei Yuangang, He Yuqing. A new spin image based registration algorithm of 3D surrounding model in low-dimensional feature space[J]. Science in China: Technology Science, 2014, 44(1): 108-118.
- [2] Gao Y, Wang M, Tao D, et al. 3-d object retrieval and recognition with hypergraph analysis[J]. IEEE Trans. Image Process (S1057-7149), 2012, 21(9): 4290-4303.
- [3] 张曼, 沈旭昆. 一种基于尺度空间的三维点云数据配准算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(S1): 131-135.
Zhang Man, Shen Xukun. Range Image Registration Based on Scale Space[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(增 1): 131-135. 严剑锋
- [4] Zhang L, Gao Y, Xia Y, et al. Representative discovery of structure cues for weakly-supervised image segmentation [J]. IEEE Transactions on Multimedia (S1520-9210), 2014, 16(2): 470-479.
- [5] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transaction and Pattern Analysis and Machina Intelligence(S0162-8828), 1992, 14(2): 586-606.
- [6] Guan T, He Y, Duan L, et al. Efficient BOF generation and compression for on-device mobile visual location recognition[J]. IEEE MultiMedia(S1070-986X), 2014, 21(2): 32-41.
- [7] Kim D, Kim D. A fast ICP algorithm for 3-D human body motion tracking [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(4): 402-405.
- [8] 韩宝昌, 曹俊杰, 苏志勋. 一种区域层次上的自动点云配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(2): 313-319.
Han Baochang, Cao Junjie, Su Zhixun. Automatic Point Cloud Registration Based on Regions[J]. Journal of Computer-Aided Design and Graphics, 2015, 27(2): 313-319.
- [9] Zinßer T, Schmidt J, Niemann H. Point set registration with integrated scale estimation[C]//Eighth International Conference on Pattern Recognition and Image Processing. LosAlamitos:IEEE computer Society Press, 2005, 116: 119.
- [10] Myronenko A, Song X. Point set registration: Coherent point drift [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence (S0162-8828), 2010, 32(12): 2262-2275.
- [11] Ying S, Peng J, Du S, et al. A scale stretch method based on ICP for 3D data registration [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering (S1545-5955), 2009, 6(3): 559-565.
- [12] Du S, Zheng N, Xiong L, et al. Scaling iterative closest point algorithm for registration of m - D point sets [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation (S1047-3203), 2010, 21(5): 442-452.
- [13] 杨丽萍, 张爱武, 刘晓萌. 基于 VTK 的室外场景三维重建[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(增 2): 411-413.
Yang Liping, Zhang Aiwu, Liu Xiaomeng. 3D Reconstruction of Outdoor Scenes Based on Visualization Toolkit [J]. Chinese Journal of System Simulation, 2006, 18(S2): 411-413.
- [14] 曹爽, 岳建平, 马文. 基于特征选择的双边滤波点云去噪算法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2013, 43(A2): 351-354.
Cao Shuang, Yue Jianping, Ma Wen. Bilateral filtering denoise algorithm for point cloud based on feature selection [J]. Journal of Southeast University(Natural Science), 2013, 43(A2): 351-354.
- [15] 严剑锋, 邓喀中, 邢正全. 基于最小二乘拟合的三维激光扫描点云滤波[J]. 测绘通报, 2013(5): 43-46.
Yan Jianfeng, Deng Kazhong, Xing Zhengquan. 3D Laser Scanning Point Cloud Filtering Based on Least Squares Fitting [J]. Chinese Journal of Mapping, 2013(5): 43-46.
- [16] 李鹏飞, 吴海娥, 景军锋, 等. 点云模型的噪声分类去噪算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(20): 188-192.
Li Pengfei, Wu Hai-e, Jing Junfeng, et al. Noise classification denoising algorithm for point cloud model [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(20): 188-192.