

修改说明

审稿人 1

本文提出了一种新的点云配准方案：通过制定三个约束条件(CME)选取特征点，选择多个点云表面的基本几何特征，对特征点构建多尺度描述符(MSM)，再根据多尺度描述符对点云进行配准。分别在不同点云数据集进行实验，取得了一定的配准效果。但还存在一些问题需要改进：

1、在特征点提取过程中，初始查询点的设置未明确如何设置(例如随机设置或人为选点)。

答：文章研究所用的点云数据，本质上是 n 个点的 (x,y,z) 坐标，即 $n \times 3$ 的矩阵。三维激光设备扫描物体获取的点云数据，其本质也是获取 n 个点的 (x,y,z) 坐标，得到 $n \times 3$ 的矩阵。在本文的算法流程中，输入的点云数据就是 $n \times 3$ 的矩阵，特征点提取时，从第一个 1×3 矩阵开始，依次计算约束条件，直到遍历整个 $n \times 3$ 的矩阵。所以本文初始查询点的设置属于人为选定。人为选初始点不失一般性，不影响结论。具体修改如下：

修改前：

分别讨论 7 类提取方法获取的特征点数量、对粗配准效率和精度的影响，如图 6 所示。

修改后：

分别讨论 7 类提取方法获取的特征点数量、对粗配准效率和精度的影响，如图 6 所示。[人为选定点云第一个点为初始查询点。](#)

2、在特征点提取过程中选取了三个点云特征进行约束，但未说明选择只选取这三个特征而不选取其他特征的原因，在建立多尺度矩阵描述符的过程尺度的选择中也有此问题。

答：问题(1)：对于“特征点提取过程中选取了三个点云特征进行约束”问题。

现有的特征点提取算法中，内在形状签名(Intrinsic Shape Signatures, ISS)特征点使用最广泛^[13]，本文提出的 CME 特征点是在 ISS 特征点的基础上，将其拓展到三个半径尺度进行改进，ISS 特征点以协方差矩阵为基础，所以，CME 特征点也是在构造点云协方差矩阵的基础上完成的。协方差矩阵可以获得的参数有特征值、法向量和表面曲率。首先，根据文献[13]可知，提取 ISS 特征点是根据特征值的几何意义，有很高的计算效率和丰富的特征信息，所以将其改造为 CME 特征点第三个特征约束。其次，对于表面曲率和法向量，两者都是反应曲面的弯曲程度，根据参考文献[12]可知，可直接对表面曲率进行约束，来描述点云曲面的特征，计算效率很高，根据文献[4]可知，用法向量进行特征点提取，需要计算查询点和领域内所有点的法向量夹角，将其求和，然后取均值，才能反应曲面的几何特征，计算效率低。本文在三个半径尺度下分析点云曲面，构造的表面曲率变化(第一个特征约束)具有更高的效率，构造不同半径的曲率和，可解决测量角度(第二个特征约束)产生的问题，而对法向量构造约束不仅效率低，且特征信息单一，所以不使用法向量这个特征参数。关于此问题，考虑论文的篇幅和整体逻辑，以及参考文献的实验结果，对正文进行修改，以使读者更好地理解。具体修改如下：

修改前：

为此，将点云曲面的曲率变化、测量角度和特征值性质(Curvature change, Measuring angle and Eigenvalue property, CME)三个约束作为指标，分析点云表面的几何情况，提取特征点。

修改后：

[因为曲率变化、测量角度和特征值性质的计算效率高、含有特征信息更多^{\[12,13\]}，所以将这三个特征组合并改进，提出三尺度特征点\(Curvature change, Measuring angle and Eigenvalue property, CME\)。](#)

参考文献：

[4] 李新春, 闫振宇, 林森, 等. 基于邻域特征点提取和匹配的点云配准[J].c, 2020, 49(4): 255-265.

LI X CH, YAN ZH Y, LIN S, *et al.* Point Cloud Registration Based on Neighborhood Characteristic Point Extraction and Matching[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(4): 255-265

[12] LU B, WANG Y. Matching Algorithm of 3D Point Clouds Based on Multiscale Features and Covariance Matrix Descriptors[J]. IEEE Access, 2019, 7: 137570-137582.

[13] LU J, WANG W, SHAO H, *et al.* Point Cloud Registration Algorithm Fusing of Super 4PCS and ICP Based on the Key Points[C]//2019 Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2019: 4439-4444.

问题(2): 对于“多尺度矩阵描述符的过程尺度的选择”问题。

点云配准的本质是坐标的旋转平移, 配准过程中, 构造描述符使用的局部特征需要具有旋转平移不变性。点云表面的基本几何特征包括: 法向量、主曲率、平均曲率、高斯曲率、表面曲率、点云密度和表面粗糙度。文献[15]证明点云表面粗糙度主要影响地面激光点云的配准, 对逆向工程中的物体点云配准几乎没有影响。计算主曲率、平均曲率、高斯曲率, 需要使用最小二乘法, 计算复杂度为 $O(n^2k)$, 非常耗时, 违背了本文构造低维度描述符的初衷, 而法向量、表面曲率、点云密度的计算复杂度都为 $O(n)$, 效率极高, 且文献[17]证明了点云的法向量、表面曲率和密度具有旋转平移不变性, 所以本文选择这三个点云局部特征进行改进, 作为多尺度矩阵描述符三个子尺度矩阵。考虑论文的篇幅和整体逻辑, 以及参考文献的实验结果, 对正文进行修改, 以使读者更好地理解。具体修改如下:

修改前:

因此, 从点云表面的基本几何特征出发, 选择三个几何特征, 提出多尺度低维度的描述符。

修改后:

因此, 从点云表面的基本几何特征出发^[3,4,15], 选取计算复杂度最低的法向量、点密度和表面曲率进行改进, 提出多尺度低维度的描述符。

参考文献:

[3] FENG X, TAN T, YUAN Y, *et al.* Aligning Point Clouds with an Effective Local Feature Descriptor[M]//Cyberspace Data and Intelligence, and Cyber-Living, Syndrome, and Health. Springer, Singapore, 2019: 241-255.

[4] 李新春, 闫振宇, 林森, 等. 基于邻域特征点提取和匹配的点云配准[J].c, 2020, 49(4): 255-265.

LI X CH, YAN ZH Y, LIN S, *et al.* Point Cloud Registration Based on Neighborhood Characteristic Point Extraction and Matching[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(4): 255-265.

[15] LAGUE D, BRODU N, LEROUX J. Accurate 3D comparison of complex topography with terrestrial laser scanner: Application to the Rangitikei canyon (N-Z)[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2013, 82: 10-26.

[17] FENG G X, BIAO D, WANG H, *et al.* A Local Feature Descriptor Based on Rotational Volume for Pairwise Registration of Point Clouds[J]. IEEE Access, 2020, 8: 100120-100134.

3、在特征点提取以及获取匹配点对的过程中, 需按照设定的阈值对不良点及不良点对进行筛选, 但阈值的具体设定值及设定原则在文中未作介绍。

答: 本文特征点提取以及获取匹配点对的过程中涉及到的阈值, 参考了相关文献, 根据文献提出的数据设置, 能够在本文算法中获得良好的实验效果。因此进行如下修改: 公式(4)中 $\varphi=1.6$ 根据文献[14]设定; 公式(5)中 $\rho=1.25$ 根据文献[13]设定; 公式(13)中 $\sigma_1=\sigma_2=\sigma_3=0.1$ 由文献[18]设定。公式(15)中 $\tau=0.005$ 根据文献[4]设定。具体修改如下:

修改前:

原文 1

当物体的表面急剧变化时, 由于测量角度的问题, 相邻点的密度可能会减小, 并且点坐标误差可能会增加^[13], 这些点不能视为关键点, 例如 C 点, 用公式(4)剔除曲率和大于 φ 的不良点:

原文 2

为了避免检测到沿主方向有相似伸展的特征点, 选择特征值变化量大于 ρ 的点:

原文 3

式中, $||$ 为绝对值, $\sigma_1=\sigma_2=\sigma_3$ 为设定阈值^[17]

原文 4

根据文献[4]设定阈值 τ

修改后:

修改 1

当物体的表面急剧变化时，由于测量角度的问题，相邻点的密度可能会减小，并且点坐标误差可能会增加^[14]，这些点不能视为关键点，例如 C 点，用公式(4)剔除曲率和大于 $\varphi=1.6$ ^[14] 的不良点：

修改 2

为了避免检测到沿主方向有相似伸展的特征点，选择特征值变化量大于 $\rho=1.25$ ^[13] 的点：

修改 3

式中， $||$ 为绝对值， $\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma_3 = 0.1$ 为设定阈值^[18]。

修改 4

根据文献[4]设定阈值 $\tau=0.005$

参考文献：

- [4] 李新春, 闫振宇, 林森, 等. 基于邻域特征点提取和匹配的点云配准[J]. 光子学报, 2020, 49(4): 255-265.
LI X CH, YAN ZH Y, LIN S, *et al.* Point Cloud Registration Based on Neighborhood Characteristic Point Extraction and Matching[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(4): 255-265.
- [13] LU J, WANG W, SHAO H, *et al.* Point Cloud Registration Algorithm Fusing of Super 4PCS and ICP Based on the Key Points[C]//2019 Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2019: 4439-4444.
- [14] LU J, PENG Z, SU H, *et al.* Registration algorithm of point clouds based on multiscale normal features[J]. Journal of Electronic Imaging, 2015, 24(1): 013037.
- [18] 黄源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取的点云自动配准算法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 250-256.
HUANG Y, DA F P, TAO H J. An Automatic Registration Algorithm for Point Cloud Based on Feature Extraction[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(3): 250-256.

4、在进行实验对比其他配准算法的过程中，作为对比的算法皆为 ICP 算法及 ICP 算法的改良版本。建议增加其他种类的配准算法进行对比。

答：对于此问题，增加了两种非 ICP 的配准算法，分别为文献[20]的基于半正定的随机算法(Semidefinite-Based Randomized Approach, SDRSAC)，和文献[21]的采样一致性无损检测(Sampling Consensus and Nondestructive Testing, SAC-IA NDT)算法，SDRSAC 是一种新型的随机算法(Matlab 开源)，SAC-IA NDT 是传统 NDT 点云配准算法上的改进算法(VS2017+PCL1.8.1 复现)，根据文献内容，可知这两种算法都优于 ICP 算法及文献中的 ICP 改进算法，具有较高的配准效率和配准精度。因此可以作为对比实验。由于加入非 ICP 的对比，而“收敛速度”这一评价指标只针对 ICP 的迭代过程，所以去掉这个评价指标。具体修改如下：

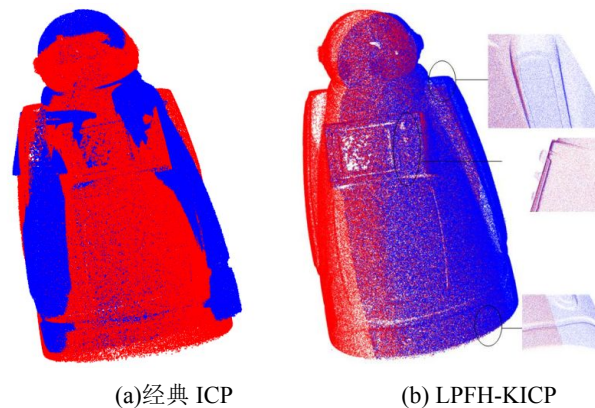
修改前：

原文 1

评价指标是粗配准和精确配准总耗时、精配准收敛速度和均方根误差(ξ_{RMSE})， ξ_{RMSE} 定义^[9]见公式(18)。

$$\xi_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|Rp_i + T - q_j\|}, \quad (18)$$

为验证提出的配准方法有更高的配准效率和精度，将本文的配准算法和经典 ICP 算法、基于 LPFH 的 KICP 算法^[3]、基于 NCCP 的双向 k 维树 ICP(Bidirectional k-d tree ICP, BKICP)算法^[4]做对比，配准结果如图 8，配准数据见表 1。



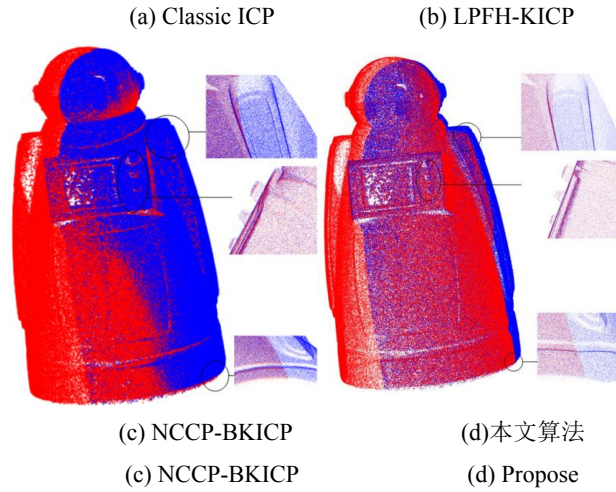


图 8 Robot 配准效果

Fig. 8 Registration result of Robot

图 8 整体来看，经典 ICP 无法完成有效的点云配准，其他 3 种配准算法都能完成较好的配准；观察左臂、胸口屏幕和底座三处细节进行对比，LPFH-KICP 和 NCCP-BKICP 在左臂和胸口屏幕按钮处配准有微小的偏差，在底座拼接处有明显的错位，而本文算法在这三个部分的配准线条更加流畅，配准效果最好。由于 Robot 点云数量大且重叠率低，即使配准框架的计算复杂度低，配准也会非常耗时；又因为配准 Robot 点云，需要将匹配点对作为精确配准的输入数据，所以精确配准迭代次数很少，三种算法的收敛速度差异不会很明显。通过表 1 定量分析，本文算法比经典 ICP 的配准精度高 2 个量级，收敛速度高 86%。与 LPFH-KICP 算法相比，本文算法配准效率提高了 40%，收敛速度略微提升，配准精度提高了 35%；与 NCCP-BKICP 算法相比，本文算法配准效率提高了 51%，收敛速度相当，配准精度提高了 40%。所以，本文算法在配准效率和精度上大幅优于 LPFH-KICP 和 NCCP-BKICP，证明本文三重约束提取特征点和多特征低维度描述符组合，又两次剔除错误匹配点对的方法，使配准效果更好，效率更高。

综合上述实验，本文算法可以完成具有较大初始位置差异和部分区域重叠的实际物体表面点云的配准，并且有较高的配准效率和精度。

表 1 Robot 模型配准数据
Tab. 1 Registration data of Robot model

方法	耗时/s	迭代次数	$\xi_{\text{RMSE}}/\text{m}$
经典 ICP	120.541	22	1.997×10^{-2}
LPFH-KICP	251.965	4	1.718×10^{-4}
NCCP-BKICP	313.383	3	1.860×10^{-4}
本文算法	151.935	3	1.115×10^{-4}

原文 2

由图 9 可以看出，对于不同数据残缺(剔除点云比例)的 Bunny 模型点云，经典 ICP 无法完成有效的配准，其他三种方法配准效果良好。根据表 2 定量分析，四种算法的相对平移误差相差不大。相比于经典 ICP，本文算法的相对旋转误差降低 3~4 个量级，收敛速度提高了 82%~93%。与 LPFH-KICP 算法相比，本文算法的配准耗时降低了 26%~36%，收敛速度提高了 44%~82%，相对旋转误差减少了 8%~55%。与 NCCP-BKICP 算法相比，本文算法的配准耗时降低 55%~64%；且在剔除 5%点云时收敛速度一样，剔除 10~20% 时，本文算法的收敛速度提高 70%~81%；在相对旋转误差上，剔除 15%~20%点云时，本文算法减少 43%~66%。可以看出，本文算法在配准效率和精度上均有优势，并且，随着剔除点云比例的增加，本文算法能保持较稳定的配准精度，而 LPFH-KICP 和 NCCP-BKICP 的相对旋转误差不断变大，由此可以证明，本文算法有更强的鲁棒性。

根据图 10 和表 3，对带有不同噪声的 Dragon 点云，经典 ICP 仍无法完成有效的配准，配准精度较本

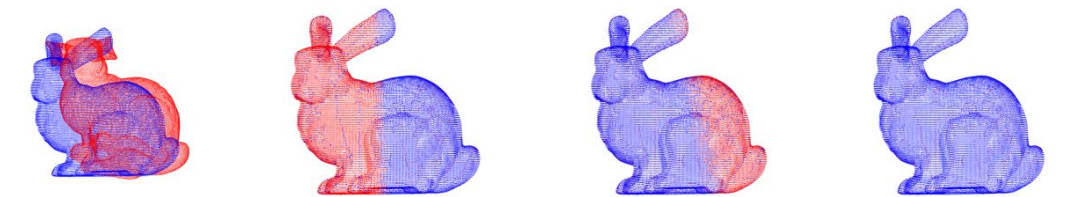
文差 4~5 个量级，收敛速度较本文低了 74%~94%。且四种算法相对平移误差相同。相比于 LPFH-KICP 算法，本文算法的配准耗时减少了 3%~18%，收敛速度提高了 44%~78%，相对旋转误差减少了 1%~33%；相比于 NCCP-BKICP 算法，本文算法的配准耗时减少 17%~30%，收敛速度提高了 33%~45%，相对旋转误差减少了 1%~19%。由此可以证明，对于带噪声的点云，本文算法的配准效率和精度仍有优势，这是由于本文多重几何特征约束的粗配准方法，在噪声环境下有更好的鲁棒性，能给精确配准提供更好的初始点云。

原文 3

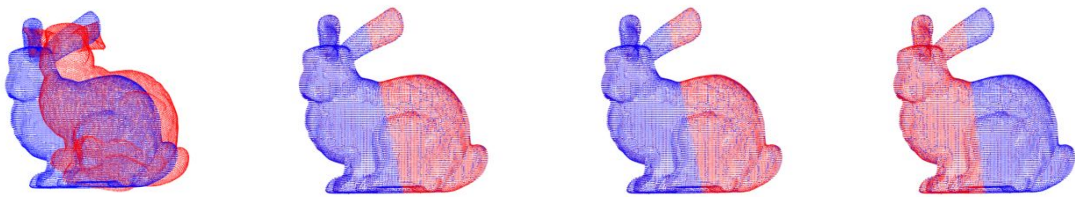
表 2 Bunny 模型配准数据
Tab. 2 Registration data of Bunny model

方法			剔除点云比例(点云数目)					
			5%(34146)	10%(32352)	15%(30554)	20%(28757)		
耗时/s	t/s	经典 ICP	1.987	1.687	1.745	1.700		
		LPFH-KICP	22.079	22.225	21.747	21.291		
迭代次数		NCCP-BKICP	36.873	35.997	39.381	37.855		
		本文算法	15.803	16.356	14.884	13.716		
		经典 ICP	30	22	28	23		
		LPFH-KICP	11	10	9	9		
		NCCP-BKICP	2	10	24	26		
		本文算法	2	3	5	4		
		相对误差	ζ_R	经典 ICP	1.497	1.4969	1.4935	1.495
				LPFH-KICP	3.731×10^{-4}	1.002×10^{-3}	1.414×10^{-3}	2.187×10^{-3}
NCCP-BKICP	1.694×10^{-4}			9.276×10^{-4}	1.541×10^{-3}	2.144×10^{-3}		
本文算法	1.665×10^{-4}			9.188×10^{-4}	8.653×10^{-4}	7.262×10^{-4}		
ζ_t	经典 ICP		0.274	0.274	0.274	0.274		
	LPFH-KICP		0.274	0.273	0.273	0.273		
	NCCP-BKICP		0.273	0.273	0.273	0.273		
	本文算法		0.273	0.273	0.273	0.273		

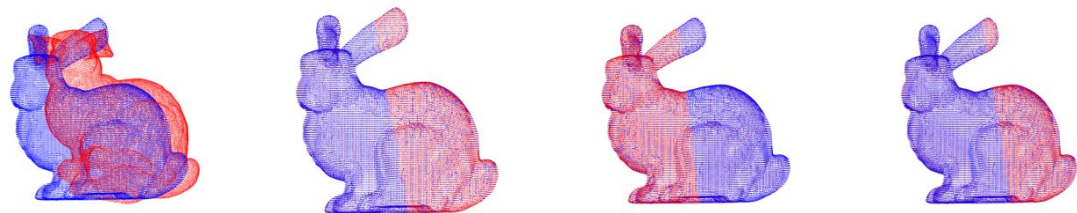
Eliminate 10% of point cloud



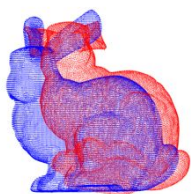
Eliminate 10% of point cloud



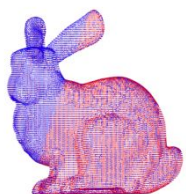
Eliminate 15% of point cloud



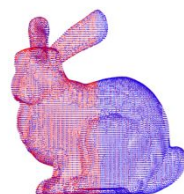
Eliminate 20% of point cloud



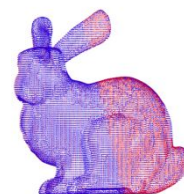
(a) 经典 ICP
(a) Classic ICP



(b) LPFH-KICP
(b) LPFH-KICP



(c) NCCP-BKICP
(c) NCCP-BKICP

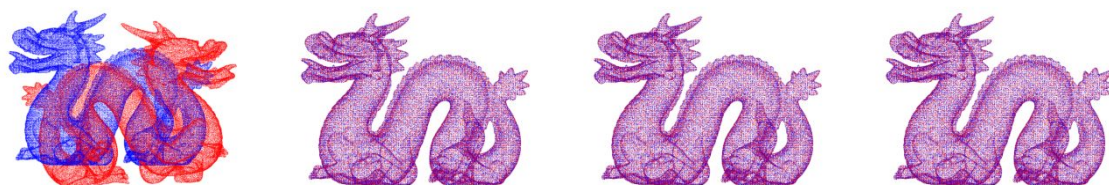


(d) 本文算法
(d) Propose

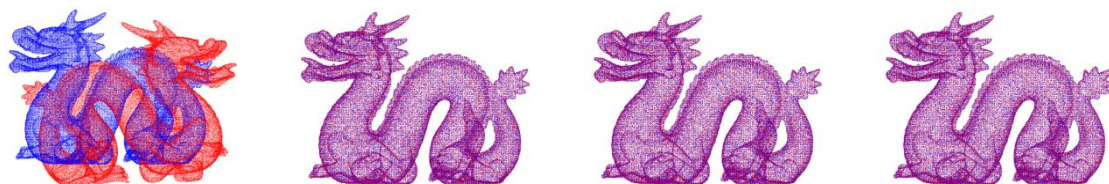
图 9 Bunny 配准效果

Fig. 9 Registration result of Bunny

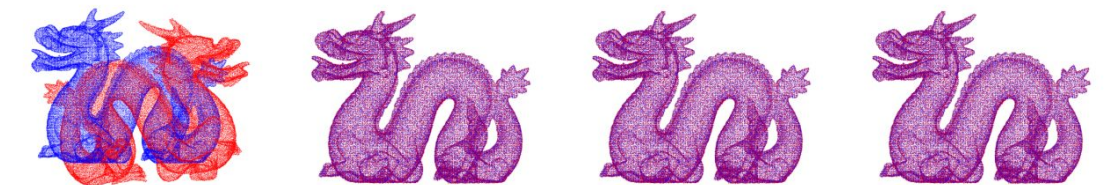
$0.1\bar{r}$ Gaussian white noise



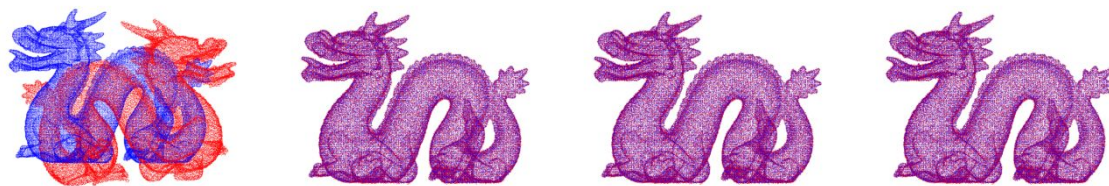
$0.2\bar{r}$ Gaussian white noise



$0.3\bar{r}$ Gaussian white noise



$0.5\bar{r}$ Gaussian white noise



(a)经典 ICP (b) LPFH-KICP (c) NCCP-BKICP (d)本文算法
(a) Classic ICP (b) LPFH-KICP (c) NCCP-BKICP (d) Propose

图 10 Dragon 配准效果

Fig. 10 Registration result of Dragon

表 3 Dragon 模型配准数据

Tab. 3 Registration data of Dragon model

		方法	高斯白噪声比例			
			$0.1\bar{r}$	$0.2\bar{r}$	$0.3\bar{r}$	$0.5\bar{r}$
耗时/s	t/s	经典 ICP	4.644	4.672	4.726	5.546
		LPFH-KICP	44.752	45.817	49.556	53.374
		NCCP-BKICP	52.883	54.181	60.265	62.436
		本文算法	36.781	37.824	44.691	51.895
迭代次数		经典 ICP	34	34	34	38
		LPFH-KICP	9	12	19	18
		NCCP-BKICP	3	7	11	15
		本文算法	2	4	6	10
相对误差	ζ_R	经典 ICP	1.787	1.788	1.787	1.789
		LPFH-KICP	1.311×10^{-5}	4.821×10^{-5}	3.149×10^{-5}	1.173×10^{-4}
		NCCP-BKICP	1.302×10^{-5}	4.549×10^{-5}	2.544×10^{-5}	1.392×10^{-4}
		本文算法	1.301×10^{-5}	4.004×10^{-5}	2.122×10^{-5}	1.128×10^{-4}
	ζ_t	经典 ICP	0.954	0.954	0.954	0.954
		LPFH-KICP	0.273	0.273	0.273	0.273
		NCCP-BKICP	0.273	0.273	0.273	0.273
		本文算法	0.273	0.273	0.273	0.273

修改后:

修改 1

评价指标为配准总耗时和配准误差(ζ_{RMSE}), ζ_{RMSE} 定义^[9]见公式(18)。

$$\zeta_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|Rp_i + T - q_j\|}, \quad (18)$$

为验证提出的配准方法有更高的配准效率和精度, 将本文的配准算法和经典 ICP 算法、基于 LPFH 的 KICP 算法^[3]、基于 NCCP 的双向 k 维树 ICP(Bidirectional k-d tree ICP, BKICP)算法^[4]、[基于半正定的随机算法\(Semidefinite-Based Randomized Approach, SDRSAC\)^{\[20\]}](#)、[采样一致性无损检测\(Sampling Consensus and Nondestructive Testing, SAC-IA NDT\)算法^{\[21\]}](#)做对比, 配准结果如图 8, 配准数据见表 1。

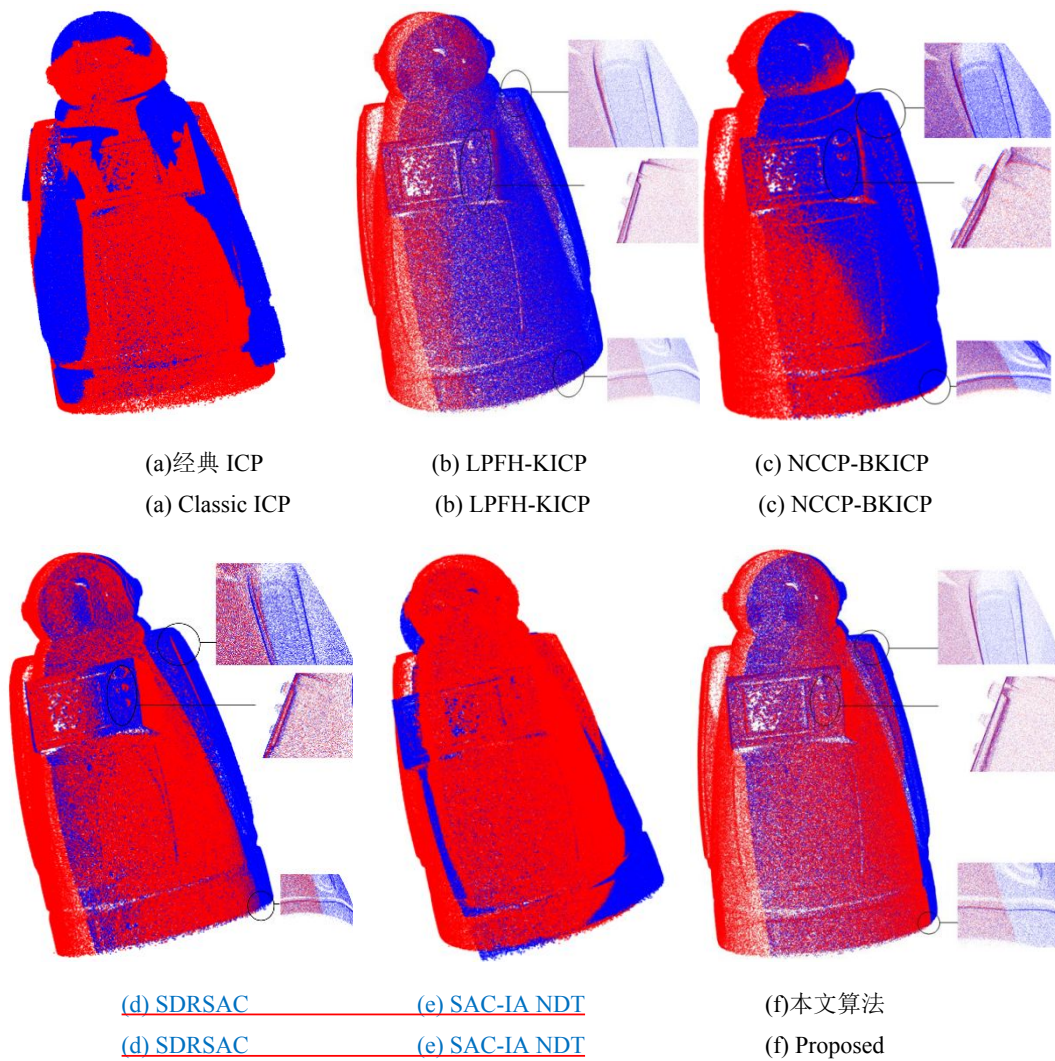


图 8 Robot 配准效果

Fig. 8 Registration result of Robot

图 8 整体来看，经典 ICP 无法完成有效的点云配准，SAC-IA NDT 出现明显的错配，其他 4 种配准算法都能完成较好的配准；观察左臂、胸口屏幕和底座三处细节进行对比，LPFH-KICP 和 NCCP-BKICP 在左臂和胸口屏幕按钮处配准有微小的偏差，在底座拼接处有明显的错位；SDRSAC 在左臂处有明显的错位，胸口屏幕按钮处有微小偏差；而本文算法在这三个部分的配准线条更加流畅，配准效果最好。由于 Robot 点云数量大且重叠率低，即使配准框架的计算复杂度低，配准也会非常耗时。通过表 1 定量分析，本文算法比经典 ICP 的配准精度高 2 个量级。与 LPFH-KICP 算法相比，本文算法配准效率提高了 40%，配准精度提高了 35%；与 NCCP-BKICP 算法相比，本文算法配准效率提高了 51%，配准精度提高了 40%。与 SDRSAC 算法相比，本文算法配准效率提高了 58%，配准精度提高了 29%。与 SAC-IA NDT 算法相比，本文算法配准效率提高了 54%，配准精度提高 2 个量级。所以，本文算法在配准效率和精度上有较大优势，证明本文三重约束提取特征点和多特征低维度描述符组合，又两次剔除错误匹配点对的方法，使配准效果更好，效率更高。

综合上述实验，本文算法可以完成具有较大初始位置差异和部分区域重叠的实际物体表面点云的配准，并且有较高的配准效率和精度。

表 1 Robot 模型配准数据

Tab. 1 Registration data of Robot model

Algorithm	time/s	$\xi_{\text{RMSE}}/\text{m}$
-----------	--------	------------------------------

Classic ICP	120.541	1.997×10^{-2}
LPFH-KICP	251.965	1.718×10^{-4}
NCCP-BKICP	313.383	1.860×10^{-4}
SDRSAC	364.356	1.579 \times 10^{-4}
SAC-IA NDT	328.384	1.511 \times 10^{-2}
Proposed	151.935	1.115×10^{-4}

修改 2

由图 9 可以看出, 对于不同数据残缺(剔除点云比例)的 Bunny 模型点云, 经典 ICP 无法完成有效的配准, 其他算法配准效果良好。根据表 2 定量分析, 6 种算法的相对平移误差相差不大。相比于经典 ICP, 本文算法的相对旋转误差降低 3~4 个量级。与 LPFH-KICP 算法相比, 本文算法的配准耗时降低了 26%~36%, 相对旋转误差减少了 8%~66%。与 NCCP-BKICP 算法相比, 本文算法的配准耗时降低 55%~64%; 在相对旋转误差上, 剔除 15%~20%点云时, 本文算法减少 43%~66%。[与 SDRSAC 算法相比, 本文算法的配准耗时降低 60%~64%, 相对旋转误差降低 82%~99%。](#)[与 SAC-IA NDT 算法相比, 本文算法的配准耗时降低 92%~94%, 相对旋转误差降低 89%~99%。](#)可以看出, 本文算法在配准效率和精度上均有优势, 并且, 随着剔除点云比例的增加, 本文算法能保持较稳定的配准精度, 而 LPFH-KICP 和 NCCP-BKICP 的相对旋转误差不断变大, [SDRSAC 和 SAC-IA NDT 的相对旋转误差起伏较大,](#)由此可以证明, 本文算法有更强的鲁棒性。

根据图 10 和表 3, 对带有不同噪声的 Dragon 点云, 经典 ICP 仍无法完成有效的配准, 配准精度较本文差 4~5 个量级。且 6 种算法相对平移误差相同。相比于 LPFH-KICP 算法, 本文算法的配准耗时减少了 3%~18%, 相对旋转误差减少了 1%~33%; 相比于 NCCP-BKICP 算法, 本文算法的配准耗时减少 17%~30%, 相对旋转误差减少了 1%~19%。[相比于 SDRSAC 算法, 本文算法的配准耗时降低 16%~53%, 相对旋转误差降低 14%~77%。](#)[相比于 SAC-IA NDT 算法相比, 本文算法的配准耗时降低 83%~88%, 相对旋转误差降低 2~3 个量级。](#)由此可以证明, 对于带噪声的点云, 本文算法的配准效率和精度仍有优势, 这是由于本文多重几何特征约束的粗配准方法, 在噪声环境下有更好的鲁棒性, 能给精确配准提供更好的初始点云。

修改 3

表 2 Bunny 模型配准数据
Tab. 2 Registration data of Bunny model

		Eliminate point cloud ratio (number of point clouds)			
Algorithm		5%(34146)	10%(32352)	15%(30554)	20%(28757)
ζ_R	Time/s				
	Classic ICP	1.987	1.687	1.745	1.700
	LPFH-KICP	22.079	22.225	21.747	21.291
	NCCP-BKICP	36.873	35.997	39.381	37.855
	SDRSAC	42.014	40.848	38.958	38.841
	SAC-IA NDT	195.080	204.044	250.181	201.860
	Proposed	15.803	16.356	14.884	13.716
	Classic ICP	1.497	1.4969	1.4935	1.495
	LPFH-KICP	3.731×10^{-4}	1.002×10^{-3}	1.414×10^{-3}	2.187×10^{-3}
	NCCP-BKICP	1.694×10^{-4}	9.276×10^{-4}	1.541×10^{-3}	2.144×10^{-3}
ζ_t	SDRSAC	3.730 \times 10^{-2}	5.108 \times 10^{-3}	7.101 \times 10^{-2}	3.676 \times 10^{-2}
	SAC-IA NDT	2.101 \times 10^{-2}	8.165 \times 10^{-3}	2.326 \times 10^{-2}	2.723 \times 10^{-2}
	Proposed	1.665×10^{-4}	9.188×10^{-4}	8.653×10^{-4}	7.262×10^{-4}
	Classic ICP	0.274	0.274	0.274	0.274
	LPFH-KICP	0.274	0.273	0.273	0.273
	NCCP-BKICP	0.273	0.273	0.273	0.273

<u>SDRSAC</u>	<u>0.274</u>	<u>0.273</u>	<u>0.276</u>	<u>0.276</u>
<u>SAC-IA NDT</u>	<u>0.274</u>	<u>0.273</u>	<u>0.273</u>	<u>0.274</u>
Proposed	0.273	0.273	0.273	0.273



图 9 Bunny 配准效果

Fig. 9 Registration result of Bunny

表 3 Dragon 模型配准数据

Tab. 3 Registration data of Dragon model

		Gaussian white noise ratio			
		$0.1\bar{r}$	$0.2\bar{r}$	$0.3\bar{r}$	$0.5\bar{r}$
Time/s	Classic ICP	4.644	4.672	4.726	5.546
	LPFH-KICP	44.752	45.817	49.556	53.374
	NCCP-BKICP	52.883	54.181	60.265	62.436
	<u>SDRSAC</u>	<u>77.665</u>	<u>54.672</u>	<u>59.745</u>	<u>67.113</u>
	<u>SAC-IA NDT</u>	<u>300.737</u>	<u>301.982</u>	<u>307.681</u>	<u>305.503</u>
	Proposed	36.781	37.824	44.691	51.895
	ζ_R				
ζ_R	Classic ICP	1.787	1.788	1.787	1.789
	LPFH-KICP	1.311×10^{-5}	4.821×10^{-5}	3.149×10^{-5}	1.173×10^{-4}
	NCCP-BKICP	1.302×10^{-5}	4.549×10^{-5}	2.544×10^{-5}	1.392×10^{-4}
	<u>SDRSAC</u>	<u>1.956×10^{-5}</u>	<u>4.691×10^{-5}</u>	<u>5.474×10^{-5}</u>	<u>1.591×10^{-4}</u>

ζ_t	<u>SAC-IA NDT</u>	<u>1.765×10^{-2}</u>	<u>1.737×10^{-2}</u>	<u>1.266×10^{-2}</u>	<u>3.497×10^{-2}</u>
	Proposed	1.301×10^{-5}	4.004×10^{-5}	2.122×10^{-5}	1.128×10^{-4}
	Classic ICP	0.954	0.954	0.954	0.954
	LPFH-KICP	0.273	0.273	0.273	0.273
	NCCP-BKICP	0.273	0.273	0.273	0.273
	<u>SDRSAC</u>	<u>0.273</u>	<u>0.273</u>	<u>0.273</u>	<u>0.273</u>
	<u>SAC-IA NDT</u>	<u>0.273</u>	<u>0.273</u>	<u>0.273</u>	<u>0.273</u>
	Proposed	0.273	0.273	0.273	0.273

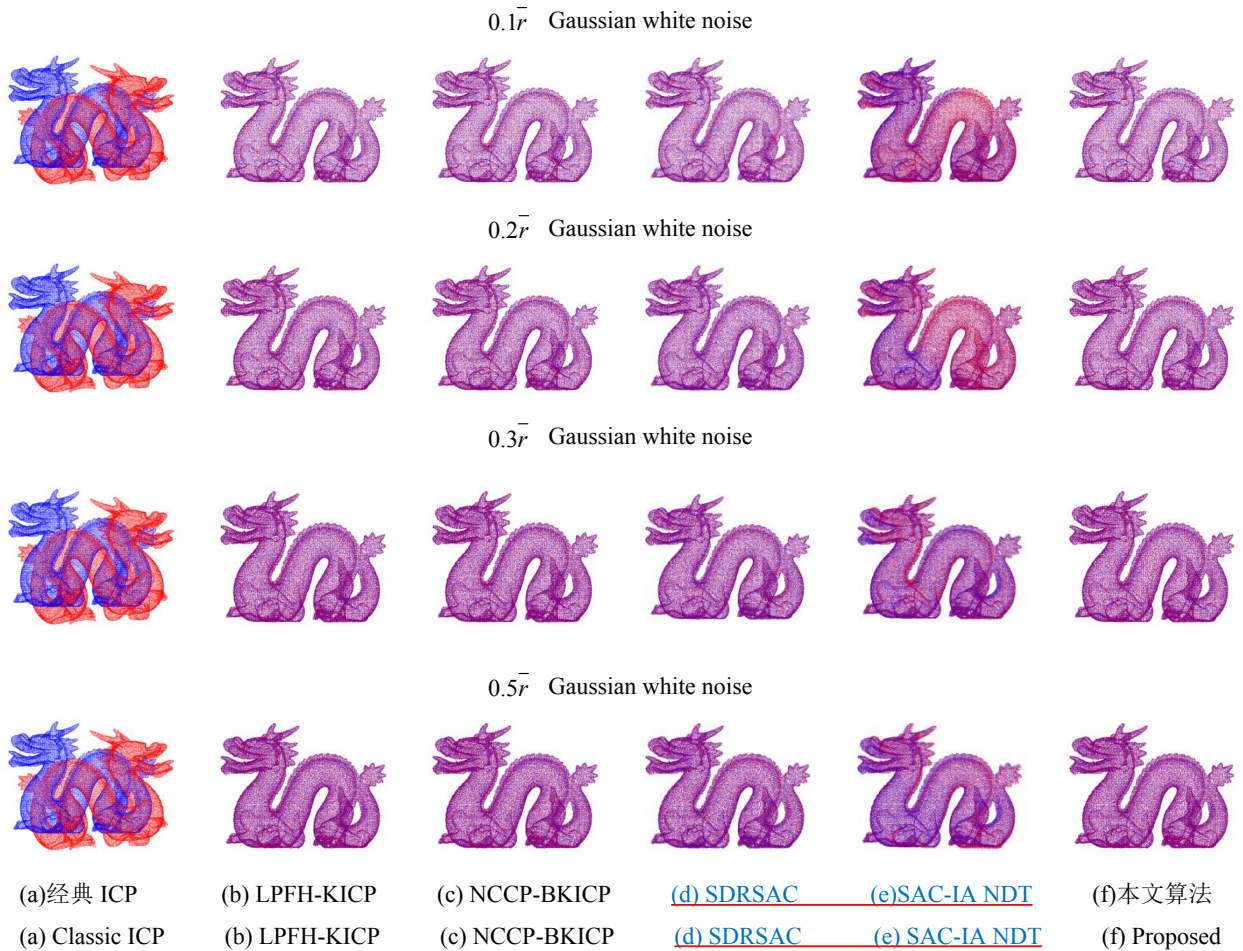


图 10 Dragon 配准效果

Fig. 10 Registration result of Dragon

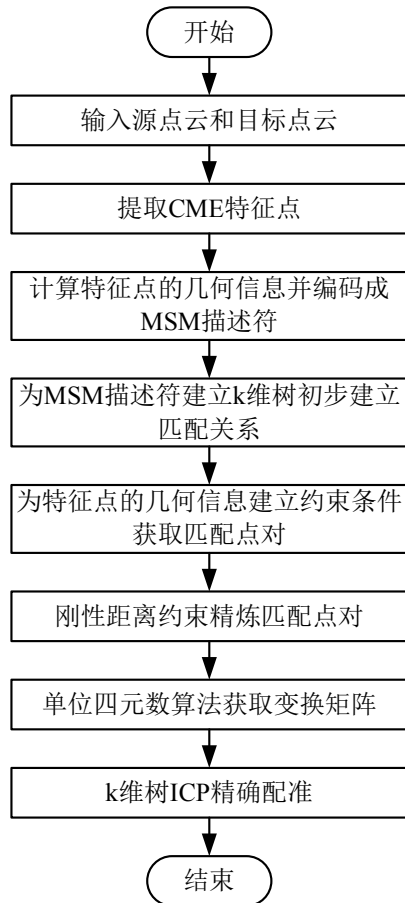
参考文献:

- [20] LE H M, DO T T, HOANG T, *et al*. SDRSAC: Semidefinite-based randomized approach for robust point cloud registration without correspondences [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 124-133.
- [21] 荆路, 武斌, 李先帅. 基于 SAC-IA 和 NDT 融合的点云配准方法[J].大地测量与地球动力学,2021,41(04):378-381.
JING L, WU B, LI X S. Point cloud registration method based on the fusion of SAC-IA and NDT[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2021, 41(04): 378-381.

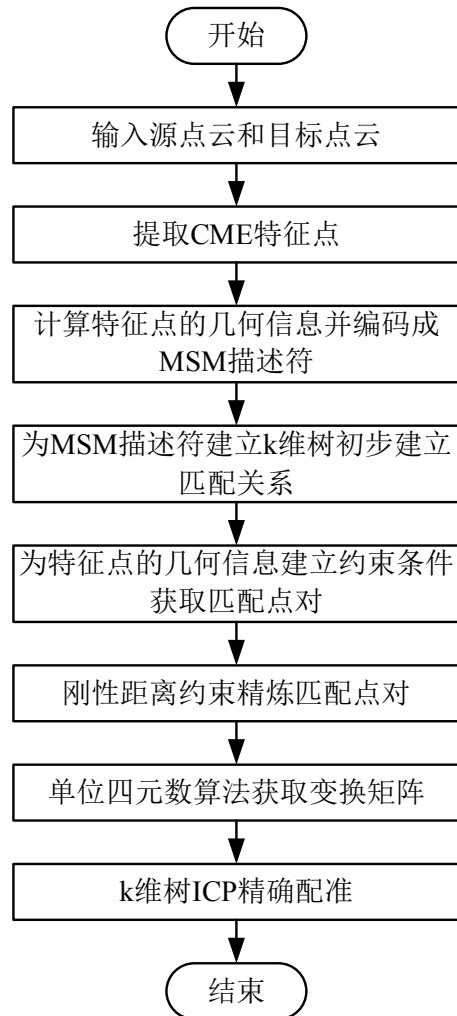
5、建议算法流程图可以放大的更加醒目。

答：采纳专家建议，将算法流程图放大。

修改前：



修改后：

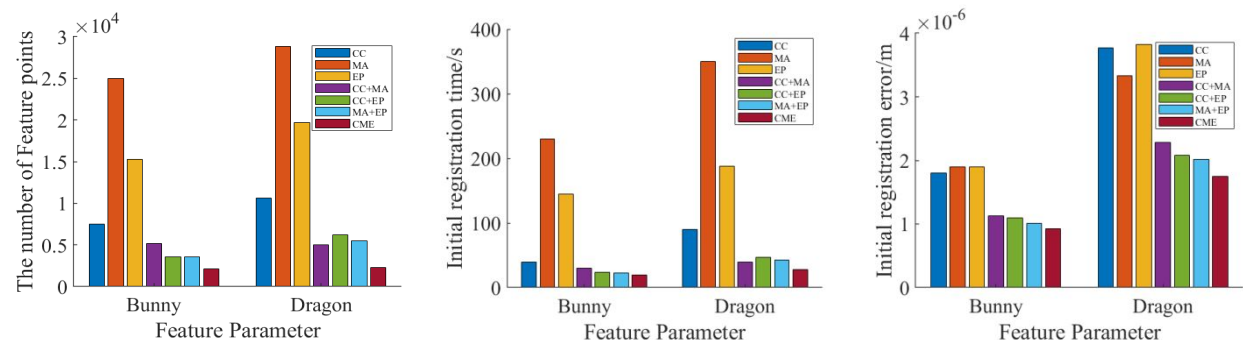


审稿人 2

本文针对三维点云局部坐标的几何信息，提出了用邻域点特征描述的点云配准，结合点云表面曲率变化和法向量夹角、点密度等特征，提出多尺度描述符，并结合多特征约束完成粗配准与精配准，有较高的配准效率和精度，鲁棒性较强。文章写作逻辑较清晰，语法规范，但有以下问题：“4.2 描述符描述结果的比较”中，由图 7 可见 NV-CU 的效率优于 MSM，而误差方面二者相差不大，而文中认为 MSM 的描述性最强，与图片显示的结果不符合。

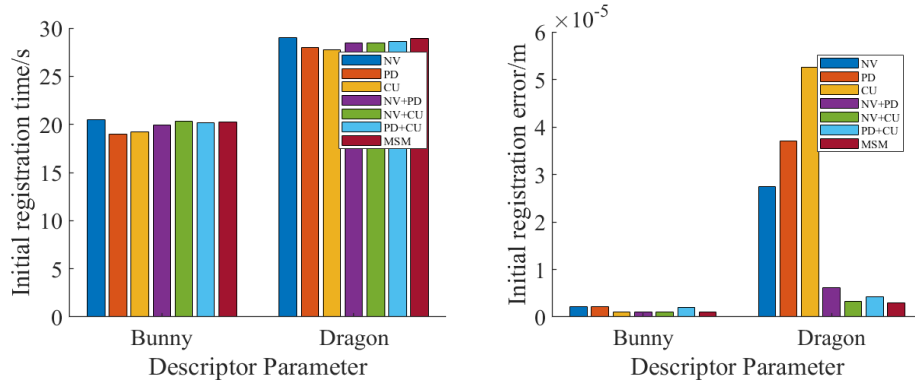
答：对于图 7 中本文的 MSM 描述符优势不明显的问题，原因是单一尺度的描述符配准误差较大，而两两组合和 MSM 描述符配准误差较小，导致直观看起来，误差较小的柱状图对比不明显。针对此问题，在图 7 中加入具体数据，并且对图 6 也作相同的修改。修改后的图 7，对于相同的配准数据，能直观看出 7 种描述符配准时间相差约 1 秒，MSM 描述符配准误差最小。此时图片显示与正文结论相符。具体修改如下：

修改前：



(a)特征点数量 (b)粗配准时间 (c)粗配准误差
(a) The number of Feature points (b)Initial registration time (c)Initial registration error
图 6 特征点粗配准结果对比

Fig. 6 Influence of feature points on initial registration result

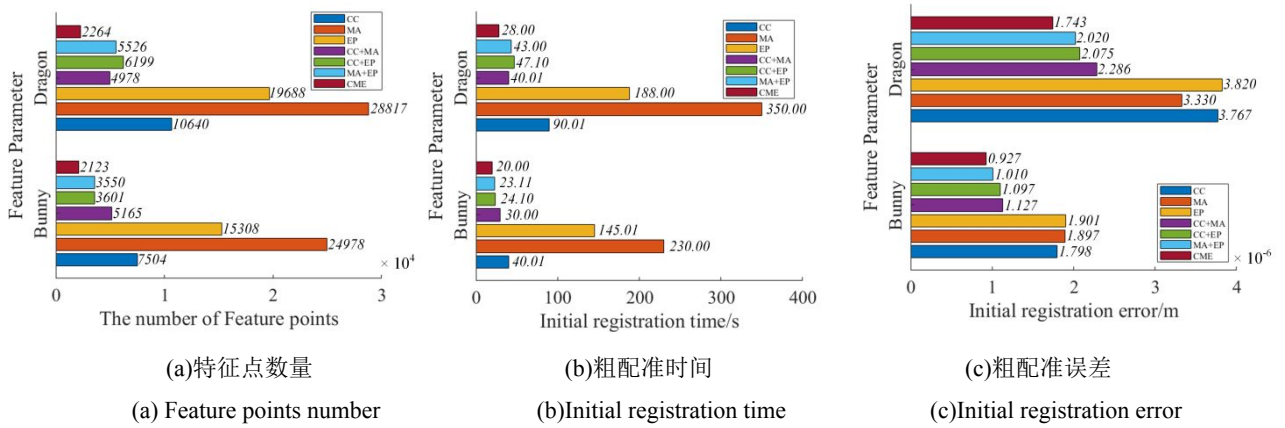


(a) 粗配准时间 (b) 粗配准误差
(a) Initial registration time (b) Initial registration error

图 7 描述符对比实验

Fig. 7 Descriptor comparison experiment

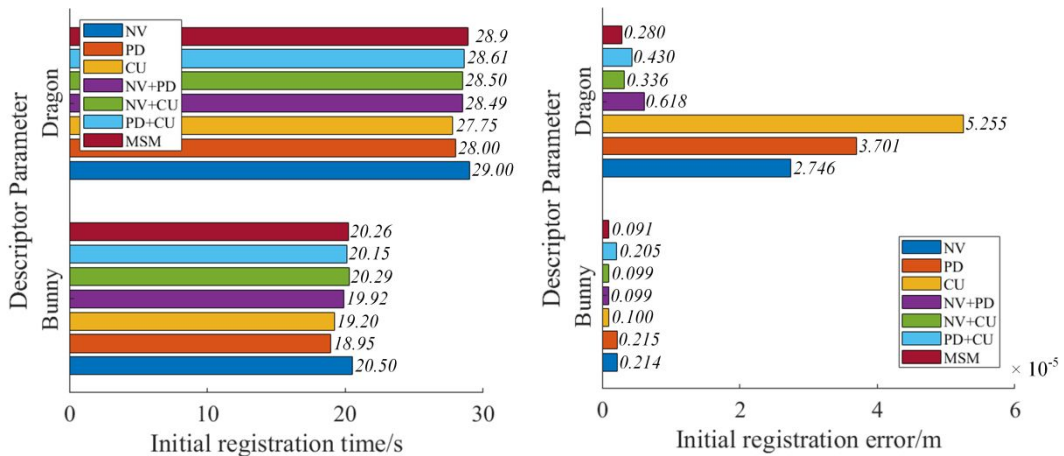
修改后:



(a)特征点数量 (b)粗配准时间 (c)粗配准误差
(a) Feature points number (b)Initial registration time (c)Initial registration error

图 6 特征点粗配准结果对比

Fig. 6 Influence of feature points on initial registration result



(a) 粗配准时间	(b) 粗配准误差
(a) Initial registration time	(b) Initial registration error

图 7 描述符对比实验

Fig. 7 Descriptor comparison experiment

其他修改:

(1) 由于增加了对比实验, 摘要的实验结果部分需要修改。

修改前:

原文 1:

相较于其他算法, 实物点云配准中本文算法的配准精度可提高 66%, 效率可提高 51%; 斯坦福模拟实验中, 本文算法的配准精度提高 1%~66%, 收敛速度提高 33%~82%, 配准耗时降低 3%~64%。

原文 2:

Compared with other algorithms, the registration accuracy of this algorithm is improved by 66%, and the efficiency is increased by 51%; In the Stanford database simulation experiment, the registration accuracy is improved by 1% ~ 66%, the convergence speed is improved by 33% ~ 82%, and the registration time is reduced by 3% ~ 64%.

修改后:

修改 1:

相较于其他算法, 实物点云配准中本文算法的配准精度至少提高 29%, 效率可提高 58%; 斯坦福模拟实验中, 本文算法的配准精度提高 1%~99%, 配准耗时降低 3%~94%。

修改 2:

Compared with other algorithms, the registration accuracy of this algorithm is improved by at least 29%, and the efficiency is increased by 58%; In the Stanford database simulation experiment, the registration accuracy is improved by 1%-99%, and the registration time is reduced by 3%-94%.

(2) 由于增加了对比实验, 第 5 节结论需要修改。

修改前:

对于实物点云配准, 本文算法比经典 ICP 配准精度提高 2 个量级, 收敛速度提高 86%, 相比于其他算法, 配准精度、效率至少提升 40%、54%,

修改后:

对于实物点云配准, 本文算法比经典 ICP 配准精度提高 2 个量级, 相比于其他算法, 配准精度、效率至少提升 29%、54%,

(3) 需要增加 3 个参考文献, 导致参考文献标号发生变化, 在正文中涉及到的文献, 标注已经更新。参考文献部分修改如下:

修改前:

- [13] Lu J, Peng Z, Su H, et al. Registration algorithm of point clouds based on multiscale normal features[J]. Journal of Electronic Imaging, 2015, 24(1): 013037.
- [14] Lu J, Wang W, Shao H, et al. Point Cloud Registration Algorithm Fusing of Super 4PCS and ICP Based on the Key Points[C]//2019 Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2019: 4439-4444.
- [15] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, et al. Towards 3D point cloud based object maps for household environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(11): 927-941
- [16] Feng G X, Biao D, Wang H, et al. A Local Feature Descriptor Based on Rotational Volume for Pairwise Registration of Point Clouds[J]. IEEE Access, 2020, 8: 100120-100134.
- [17] 黄源, 达飞鹏, 陶海骥. 一种基于特征提取的点云自动配准算法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 250-256.
Huang Y, Da F P, Tao H J. An Automatic Registration Algorithm for Point Cloud Based on Feature Extraction[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(3): 250-256.
- [18] 李宇翔, 郭际明, 潘尚毅, 等. 一种基于 ISS-SHOT 特征的点云配准算法[J]. 测绘通报, 2020, 04: 21-26.
LI Y X, GUO J M, PAN SH Y, et al. A point cloud registration algorithm based on ISS-SHOT features[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020, 0(4): 21-26

修改后:

- [13] LU J, WANG W, SHAO H, et al. Point Cloud Registration Algorithm Fusing of Super 4PCS and ICP Based on the Key Points[C]//2019 Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2019: 4439-4444.
- [14] LU J, PENG Z, SU H, et al. Registration algorithm of point clouds based on multiscale normal features[J]. Journal of Electronic Imaging, 2015, 24(1): 013037.

- [15] [LAGUE D, BRODU N, LEROUX J. Accurate 3D comparison of complex topography with terrestrial laser scanner: Application to the Rangitikei canyon \(N-Z\) \[J\]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing. 2013, 82: 10-26.](#)
- [16] [RUSU R B, MARTON Z C, BLODOW N, *et al.* Towards 3D point cloud based object maps for household environments\[J\]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56\(11\): 927-941.](#)
- [17] [FENG G X, BIAO D, WANG H, *et al.* A Local Feature Descriptor Based on Rotational Volume for Pairwise Registration of Point Clouds\[J\]. IEEE Access, 2020, 8: 100120-100134.](#)
- [18] [黄源, 达飞鹏, 陶海路. 一种基于特征提取的点云自动配准算法\[J\]. 中国激光, 2015, 42\(3\): 250-256.](#)
[HUANG Y, DA F P, TAO H J. An Automatic Registration Algorithm for Point Cloud Based on Feature Extraction\[J\]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42\(3\): 250-256.](#)
- [19] [李宇翔, 郭际明, 潘尚毅, 等. 一种基于 ISS-SHOT 特征的点云配准算法\[J\]. 测绘通报, 2020, 04: 21-26.](#)
[LI Y X, GUO J M, PAN SH Y, *et al.* A point cloud registration algorithm based on ISS-SHOT features\[J\]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020, 0\(4\): 21-26.](#)
- [20] [LE H M, DO T T, HOANG T, *et al.* SDRSAC: Semidefinite-based randomized approach for robust point cloud registration without correspondences \[C\]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 124-133.](#)
- [21] [荆路, 武斌, 李先帅. 基于 SAC-IA 和 NDT 融合的点云配准方法\[J\]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41\(04\): 378-381.](#)
[JING L, WU B, LI X S. Point cloud registration method based on the fusion of SAC-IA and NDT\[J\]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2021, 41\(04\): 378-3.](#)

再次感谢专家和编辑老师们的辛勤工作！