

文章编号 1004-924X(2025)16-2602-14

多视角下多特征融合的三维局部特征描述符

郝 雯^{1,2*}, 魏海南^{1,2}

(1. 西安理工大学 计算机科学与工程学院, 陕西 西安 710048;

2. 陕西省网络计算与安全技术重点实验室, 陕西 西安 710048)

摘要:针对目前已有的手工设计描述符对局部曲面几何特征描述不够全面的问题,本文提出了一种高鉴别强鲁棒的多视图几何分布特征描述符(Multi-View Geometric Distribution Signatures, MGDS)。首先,基于关键点及其邻域点构建局部参考框架(Local Reference Frame, LRF),对局部曲面进行体素化,计算三维体素的质心点分布、二维扇区轮廓特征、二维网格点密度分布以及局面曲面深度波动,生成几何特征描述符。接着,基于LRF多次旋转局部曲面,产生新的形状表示,利用质心、轮廓点、密度以及 z 值波动信息对旋转后的曲面进行编码。通过多个视角获取这些几何特征描述符,将它们串联成一个特征向量,得到最终的多视图几何分布特征描述符MGDS。本文在RandomView, SpaceTime, Kinect以及B3R四个数据集中不同的高斯噪声以及网格分辨率下进行实验,并与目前已有的10种描述符进行比较。与其他描述符相比,MGDS描述符的性能优于已有的局部特征描述符。实验结果表明,本文所提出的MGDS具有较好的描述性与鲁棒性,可用于三维点云的准确配准。

关键词:点云;局部特征描述符;多视角特征;多特征融合;特征匹配

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20253316.2602

CSTR:32169.14.OPE.20253316.2602

3D local feature descriptor based on multi-view geometric distribution signatures

HAO Wen^{1,2*}, WEI Hainan^{1,2}

(1. College of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology,

Xi'an 710048, China;

2. Shaanxi Key Laboratory for Network Computing and Security Technology, Xi'an 710048, China)

* Corresponding author, E-mail: haowen@xaut.edu.cn

Abstract: To address the problem of incomplete description of local surface geometric features by existing handcrafted descriptors, this paper proposed a high-discriminative and robust multi-view geometric distribution signature (MGDS). First, a local reference frame (LRF) was constructed based on the keypoints and their neighboring points. The local surface was voxelized. The centroid distribution of the 3D voxels, the contour features of 2D sectors, the point density distribution of 2D grid, and the depth fluctuation of the surface were calculated to generate the geometric feature descriptor. Next, the local surface was rotat-

收稿日期:2025-03-24;修订日期:2025-07-02.

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61602373);陕西省教育厅青年创新团队项目(No. 24JP116);中国国家留学基金资助

ed multiple times based on the LRF to generate new shape representations. The rotated surfaces were encoded using centroid, contour point, density, and z-value fluctuation information. By capturing these geometric feature descriptors from multiple viewpoints and concatenating them into a single feature vector, the final multi-view geometric distribution signature (MGDS) was obtained. Experiments are conducted on four datasets: RandomView, SpaceTime, Kinect, and B3R with different Gaussian noise and grid resolutions. The proposed MGDS descriptor is compared with ten existing descriptors. Compared to other descriptors, MGDS descriptors outperform existing local feature descriptors. Experimental results indicate that the proposed MGDS descriptor exhibits good descriptiveness and robustness, making it suitable for accurate registration of 3D point cloud.

Key words: point cloud; local feature descriptor; multi-view features; multi-feature fusion; feature matching

1 引 言

在三维计算机视觉领域,局部形状描述符作为点云数据处理的重要工具,已广泛应用于点云配准^[1-2]、物体识别^[3]以及地点识别^[4]等多个领域。局部形状描述符用于捕获局部曲面的各种几何属性与空间分布信息,并将其转化为特征向量进行编码。这些几何属性通常包括曲率、法线方向等低维几何特征,空间分布信息则涵盖了局部特征点在三维空间中的位置分布。与全局方法相比,局部形状特征描述符基于所选关键点的邻域信息,详细描述点的局部形状特征,对于遮挡、杂波以及噪声具有更好的鲁棒性。

目前已有的局部特征描述符可以大致分为:基于手工设计的描述符以及基于深度学习的描述符。基于手工设计的描述符是一种基于人工经验和领域知识设计的局部曲面特征描述方法。这种方法通常从点云数据中提取能够描述点云局部特征的几何属性、形状信息或统计特征等^[5-9]。与深度学习模型相比,手工型描述符具有较强的可解释性和可控性。手工型描述符可以分为基于LRF的方法^[10]和非LRF的方法^[11]。基于LRF的手工型描述符是为每个关键点建立一个LRF,使得提取的特征具有平移旋转不变性。RCS(Rotational Contour Signatures)^[12]通过提取多个不同视角投影下的二维轮廓点感知三维几何信息,但是该描述符未考虑三维点的空间分布特征以及局部曲面深度分布特征。3DHoPD^[13]在新的三维空间对关键点位置进行编码,采用直方图点分布来描述邻域结构,该描述符未考虑局

部曲面形状信息的提取。GFSH(Geometric Feature Statistics Histogram)^[14]通过统计体素密度、体素质心和投影密度等多个几何分布特征,对三维局部曲面进行综合描述。但是该描述符仅考虑单一视角下局部曲面几何信息的描述,导致特征表达存在一定的局限性。MDCS(Multi-view Depth and Contour Signatures)^[15]在构建局部参考框架的基础上,整合局部深度信息和二维轮廓形成深度和轮廓特征(Depth and Contour Signatures,DCS)。最终,通过整合三个正交视图下提取的所有DCS描述符,生成多视图深度和轮廓特征。PDSH^[16]多次旋转点云局部曲面,并将旋转后的局部曲面投影到LRF的三个坐标平面上。然后对投影平面进行分割,统计累积每一段边缘点的距离信息和投影点的个数。最后,将三个坐标平面的子特征向量进行连接,得到特征描述符。

LRF对于描述符的描述性至关重要,不可靠或不准确的LRF会影响描述符的性能,为降低LRF的影响,许多学者提出了不依赖于LRF的三维手工型描述符。HoPPF^[17]首先引入了曲面法线重定向和泊松盘采样以解决数据冗余问题,然后采用新的区域划分和子特征构造方法生成描述符。由于引入了点对集的空间分布信息,会生成多个分布矩阵,导致数据处理变得复杂。同时,对点对局部几何信息的描述很难反映局部曲面的整体空间分布。LSVSH^[18]沿径向剖分局部空间,在每个子空间中统计3个角度属性和1个曲率属性生成特征描述符。SDASS^[19]在改进的局部参考轴上,计算基于局部最小轴(Local Min-

imum Axis, LMA) 的几何属性, 完成对局部曲面几何信息的编码。PPTFH^[20]将局部曲面上的点对集划分为子集, 利用点对变换特征生成对应的子集特征直方图, 最终连接所有子集的特征直方图形成 PPTFH 描述符。该方法依赖于极坐标系下的邻域点对变换, 在降采样和缺失区域等干扰因素下, 缺乏鲁棒性。目前已有的手工型描述符面对噪声遮挡等数据时, 往往对几何特征提取不全面, 对特征表达能力不足。

近年来, 基于深度学习的描述符由于其强大的特征提取能力, 在多种复杂环境下展现出优异性能, 已成为当前研究的热点方向^[21-22]。PPF-Net^[23]首先利用 mini-PointNet 对 N 个局部块提取局部特征, 每个局部块以点坐标、法线及四维点对特征作为输入, 然后采用最大池化提取局部块的全局特征, 最后与单个局部特征串接并融合。该网络对旋转操作比较敏感。D3Feat^[24]将 KP-Conv 作为骨干网络进行特征提取, 选取特征通道内与局部邻域内最显著的点作为关键点, 使用数据增强降低噪声、尺度变化及旋转对描述符的影响。SpinNet^[25]将输入的局部曲面转换到圆柱空间中, 采用多层感知机与三维卷积提取个体素的特征及体素间的空间结构特征。GeDi^[26]将关键点球面邻域内的点集作为一个点云补丁。然后, 对每个点云补丁进行规范化, 并使用 PointNet++ 提取点云补丁的特征。最后, 根据提取的特征将源点云中的关键点与目标点云中的关键点进行匹配。HA-TiNet^[27]由高度方位图像生成器和特征提取网络组成, 高度方位图像生成器首先沿平面径向划分局部区域, 然后在每个划分的空间中实现高度和方位信息的统计, 以生成一组高度方位图像。特征提取网络则基于 ResNet 网络和旋转不变层来学习高度方位图像的信息。Riga^[28]从稀疏局部区域的点对特征出发, 将旋转不变局部几何特征编码为描述符, 并将点云数据的上下文全局特征聚合到描述符中。基于深度学习的描述符方法通常能够通过

大规模数据学习获取鲁棒性强、判别性高的特征, 在面对不同场景变化(如视角、遮挡和噪声)时具有良好的适应性。然而, 这类方法也存在一定局限性, 例如需要大量标注数据进行训练, 模型解释性较差, 且在资源受限的应用场景中, 其训练和推理的计算开销可能成为瓶颈。相比之下, 基于手工设计的特征描述符不依赖大规模数据, 具有良好的可解释性与高效性, 尤其适用于数据稀缺或计算资源有限的实际场景。

本文提出一种新的具有高度判别力和鲁棒性的局部曲面特征描述符 MGDS (Multi-view Geometric Distribution Signatures)。MGDS 描述符通过提取三维空间点分布特征、二维轮廓特征、二维点密度分布特征以及局部曲面深度分布特征, 对多个二维/三维属性进行全面编码, 丰富点云数据不同维度特征的表征。为了增强描述符对噪声、遮挡的鲁棒性, 本文采用了基于旋转的多视图描述策略, 通过对点云数据进行旋转, 获取多个不同视角下的特征表示。多视图策略可以有效规避遮挡导致的特征信息缺失, 并降低噪声的影响。当某一视角的局部特征被噪声污染时, 其他视角仍可能保持清晰, 因此整体描述具有较高的容错性。

2 MGDS 描述符

图 1 为 MGDS 描述符生成流程图, 主要包括局部坐标系构建、局部曲面旋转、子特征计算与归一化、子特征集成四个部分。首先, 计算一个局部坐标系 LRF^[12]。为了获得全面有效的特征信息, 本文采用多视图策略, 将变换后的局部曲面 Q' 绕着 LRF 中的 x 轴、 y 轴和 z 轴分别旋转 $\{\theta_i, i=1, 2, \dots, N_\theta\}$ 角度, 计算局部曲面旋转后的几何特征, 增强 MGDS 对杂波和遮挡的鲁棒性。与 RCS 相同, 本文采用每次递增 30° 的间隔进行旋转。对于旋转角度 θ , 对应的旋转矩阵 $R_{xyz}(\theta)$ 表示为:

$$R_{xyz}(\theta) = \begin{bmatrix} \cos^2 \theta & \sin \theta \cos \theta & -\sin \theta \\ -\sin \theta \cos \theta + \sin^2 \theta \cos \theta & \cos^2 \theta \sin^3 \theta & \sin \theta \cos \theta \\ \sin^2 \theta + \sin \theta \cos^2 \theta & -\sin \theta \cos \theta + \sin^2 \theta \cos \theta & \cos^2 \theta \end{bmatrix}. \quad (1)$$

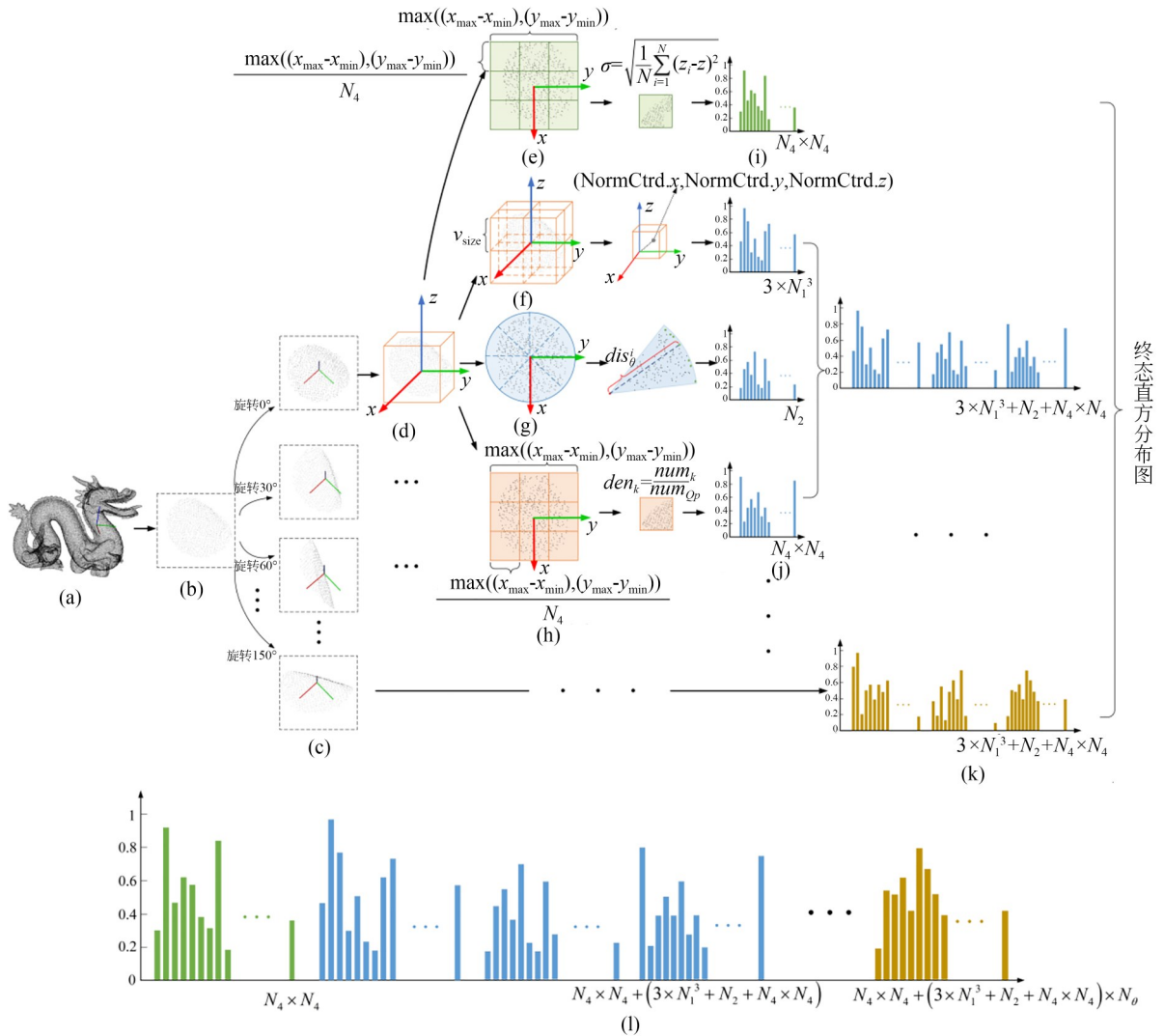


图1 MGDS生成示意图 (a)三维模型 (b)局部曲面 (c)旋转 $0^{\circ}\sim 150^{\circ}$ 的局部曲面 (d)局部坐标系 (e)二维网格z值标准差子特征 (f)三维体素质心子特征 (g)二维扇区轮廓点子特征 (h)二维网格密度子特征 (i)z值标准差子特征直方图 (j)子特征旋转直方图 (k)子特征旋转总直方图 (l)MGDS终态直方分布图

Fig. 1 MGDS generation diagram (a) 3D model; (b) Local surface; (c) Local surface rotated from 0° to 150° ; (d) Local reference frame; (e) Standard deviation feature of z-value for 2D grids; (f) 3D voxel centroid feature; (g) 2D sector contour point feature; (h) 2D grid density feature; (i) Standard deviation histogram of sub-feature; (j) Feature rotation histogram; (k) Total feature rotation histogram; (l) Final MGDS distribution histogram

通过旋转变换可以得到 N_{θ} 个旋转后的曲面,从每个旋转后的曲面提取不同的几何特征及空间信息。旋转后的曲面可以通过 $Q' \cdot R_{xyz}(\theta)$ 计算获得: $Q'(\theta_i) = \{Q'(\theta_1), Q'(\theta_2), \dots, Q'(\theta_{N_{\theta}})\}$, $N_{\theta} = 6$ 。

2.1 三维体素质心分布

在计算局部区域内点集的质心分布时,首先以特征点为原点,在局部坐标系中计算每个点相对于原点的偏移量。然后,确定体素的边长,对局

部点云曲面进行体素化,最终得到的体素个数为 $N_1 \times N_1 \times N_1$,其中 $N_1=2$,如图1(f)所示。在完成体素划分后,进一步计算每个体素内的所有点的质心。利用公式(2)计算每个体素的中心坐标:

$$\begin{cases} c.x_n = o.x - [(v_{size} \times N_1)/2 - v_{size} \times (idx_i + 1/2)] \\ c.y_n = o.y - [(v_{size} \times N_1)/2 - v_{size} \times (idx_j + 1/2)] \\ c.z_n = o.z - [(v_{size} \times N_1)/2 - v_{size} \times (idx_k + 1/2)] \end{cases} \quad (2)$$

其中: $o.x, o.y, o.z$ 为局部曲面坐标系的原点坐标,即以特征点为原点建立的坐标系中的原点坐标值。体素边长 v_{size} 表示在 x, y, z 三个方向上相对于原点的最大偏移量,以确保所有点均被覆盖。 N_1 是每个方向上的体素块, idx_i, idx_j, idx_k 分别是每个体素在 x, y 和 z 方向上的索引。 n 表示体素的单一索引。体素的单一索引 n 与体素的三维索引 (idx_i, idx_j, idx_k) 之间的计算关系为: $n = idx_i \times 4 + idx_j \times 2 + idx_k \times 1$ 。当 $N_1=2$ 时, n 的取值范围为 $0 \sim 7$ 。

然后,利用公式(3)计算从每个体素的中心到原点的距离 d_n 。利用公式(4)将每个体素的质心坐标除以其到原点的距离 d_n ,以完成质心坐标的归一化。然而,当 N_1 为奇数时,即原点位于立方体中心的体素中。为避免除以零的情况,可以将 d_n 设置为 $v_{\text{size}} \circ$

$$d_n = \frac{\sqrt{(c.x_n - o.x)^2 + (c.y_n - o.y)^2 + (c.z_n - o.z)^2}}{0 \leq n \leq (N_1)^3 - 1} \quad (3)$$

$$\begin{cases} Ctrd.x_n = c.x_n / d_n \\ Ctrd.y_n = c.y_n / d_n, \\ Ctrd.z_n = c.z_n / d_n \end{cases} \quad (4)$$

其中, $c.x_n, c.y_n, c.z_n$ 为每个体素的中心坐标。

最后,将所有归一化后的坐标值 $Ctrd.x, Ctrd.y, Ctrd.z$ 值连接起来,生成体素质心分布的子特征。局部曲面旋转 N_θ 次,则生成 $3 \times N_1^3 \times N_\theta$ 维的体素质心三维坐标值子特征。

2.2 扇区轮廓点距离

为了更准确地提取局部曲面的轮廓特征,本文通过计算局部曲面外围轮廓点与关键点之间的距离作为子特征,旨在捕获局部曲面形态的细微变化。

将每个旋转后的局部曲面 $Q' = \{q_t | t \in Z, 1 \leq t \leq k\}$ 投影到 xOy 平面上,然后在二维 xOy 平面,将曲面分成 N_2 个扇区,如图 1(g) 所示。其中, t 表示旋转局部曲面上点的索引值, k 表示局部曲面的总点数。对于局部曲面的点 q_t ,计算其在 LRF 下相对于原点的极坐标。使用

公式(5)计算极径 ρ_{polar} ,极径表示每个点到原点的二维距离。同时,利用公式(6)计算极角 θ_{polar} ,并确保极角的范围在 $[0, 2\pi)$ 内。随后,根据极角的大小将点分到不同的扇区 $index_{\text{sector}}$ 中,具体如公式(7)所示:

$$\rho_{\text{polar}} = \sqrt{(q_t.x - o.x)^2 + (q_t.y - o.y)^2}, \quad (5)$$

$$\theta_{\text{polar}} = \tan^{-1} \left(\frac{q_t.y - o.y}{q_t.x - o.x} \right), \quad (6)$$

$$index_{\text{sector}} = \frac{\theta_{\text{polar}}}{360.0/N_2} \bmod N_2, \quad (7)$$

其中: $q_t.x, q_t.y$ 表示局部曲面上某个点的 x, y 坐标值, N_2 代表扇区的数量, $N_2=10$ 。

将局部曲面划分为扇区之后,计算扇区 j 内每个点与原点的距离,形成一个扇区 j 的距离集合 $Dis_j = \{dis_j^1, dis_j^2, \dots, dis_j^{ns}\}$, $0 \leq j < index_{\text{sector}}$, 其中, ns 为扇区 j 内的点数。随后对 Dis_j 中的元素从大到小进行排序,并选取排序前 N_3 个距离值,在本文中, $N_3=50$ 。最后计算这 N_3 个距离的平均值,作为该扇区的外围轮廓距离。对于扇区内没有点的情况,将外围轮廓距离设置为 0,以确保特征的维数相等。局部曲面旋转 N_θ 次,每个局部曲面被划分为 N_2 个扇区,则生成 $N_2 \times N_\theta$ 维的外围轮廓距离子特征。

2.3 二维网格密度分布和标准差分布

局部曲面的二维投影可以在一个视角下反映曲面的几何形状信息。首先,将局部曲面投影到 LRF 的 xOy 平面上,计算局部曲面在 x 和 y 轴上的最大和最小值。然后确定二维局部曲面的长度和宽度,再将其划分为个 $N_4 \times N_4$ 网格,如图 1(h) 所示。在本文中, $N_4=2$ 。根据落在每个网格内点的数量和局部曲面的总点数,利用公式(8)计算每个网格内点的密度值,并利用公式(9)对所有网格的点密度特征进行归一化处理:

$$den_{ik} = \frac{num_{ik}}{k}, ik = 1, 2, \dots, N_4 \times N_4, \quad (8)$$

$$den_{ik}^{\text{proj}} = \frac{den_{ik} - den_{\min}}{den_{\max} - den_{\min}}, \quad (9)$$

其中: k 表示局部曲面的总点数, ik 表示二维网格中每个网格对应的唯一索引值, num_{ik} 表示索引

为 ik 的网格内点的数量, den_{ik} 是索引为 ik 的网格的密度, $den_{\min}$ 是所有网格中最小密度, $den_{\max}$ 是所有网格中最大密度。最后, 将所有网格归一化后的密度值串联起来, 形成一个 $N_4 \times N_4$ 的向量。局部曲面旋转 N_θ 次, 可以得到 $N_4 \times N_4 \times N_\theta$ 维的密度值。

另外, 通过计算局部曲面中的点在 z 轴方向上的波动, 捕获曲面高度分布特征。首先, 利用公式 (10) 计算每个网格中所有点 z 值的平均值 $\bar{z}_k$ 。接着, 利用公式 (11) 计算每个网格内点的 z 值标准差 z_st_k , 并利用公式 (12) 对其进行归一化, 从而得到标准差特征 z_st_k' , 将其作为局部曲面的子特征, 如图 1(e) 所示。

$$\bar{z}_k = \frac{z_1 + z_2 + \dots + z_{num_{ik}}}{num_{ik}}, ik = 1, 2, \dots, N_4 \times N_4, \quad (10)$$

$$z_st_k = \sqrt{(z_1 - \bar{z}_k)^2 + (z_2 - \bar{z}_k)^2 + \dots + (z_{num_{ik}} - \bar{z}_k)^2}, \quad (11)$$

$$z_st_k' = \frac{z_st_k - z_st_{\min}}{z_st_{\max} - z_st_{\min}}, \quad (12)$$

其中: ik 表示二维网格中每个网格对应的唯一索引值, num_{ik} 为第 ik 个网格中的点数, $z_{num_{ik}}$ 表示在索引为 ik 的网格中, 第 num_{ik} 个三维点的 z 值。 $z_st_{\min}$ 是所有网格中最小的标准差, $z_st_{\max}$ 是所有网格中最大的标准差。

至此, 得到了 MGDS 的四组子特征向量。由于在构建过程中, 每个子特征均已完成了独立的归一化处理, 因此, 本实验使用简单的串联操作, 将四部分归一化后的子特征向量依次连接起来, 从而生成最终的 MGDS 描述符。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

3.1.1 数据集

本文将在四个不同的公共数据集上测试 MGDS 描述符的性能。图 2 展示了从 Bologna 3D Retrieval (B3R), RandomView 数据集、SpaceTime 数据集以及 Kinect 数据集中提取的部分示例。

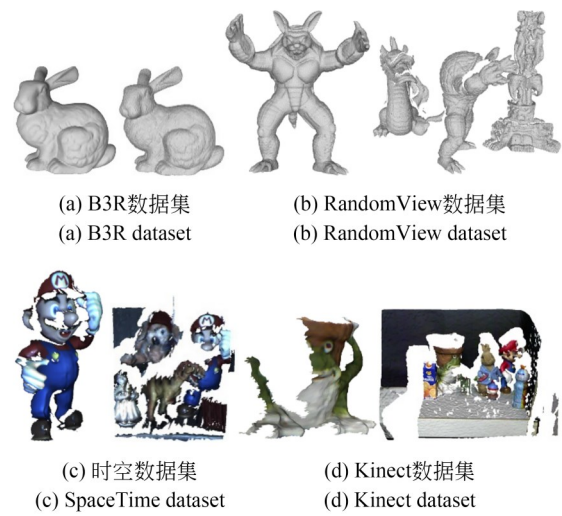


图 2 测试模型与场景

Fig. 2 Testing models and datasets

表 1 列出了这四个数据集的详细信息。在对比实验中, 本文选择了 PCL 中实现的五个具有代表性的描述符, 分别为 SI^[8], FPFH^[5], RoPS^[9], RCS^[12] 和 SHOT^[6]。此外, 本文还选取了近年来提出的几个实值描述符进行比较, 包括 3DHOPD^[13], TOLDI^[7], WHI^[29], GFSSH^[14] 和 RoVo^[30]。表 2 提供了所有测试描述符的详细信息。

表 1 实验数据集

Tab. 1 Experimental datasets

数据集	质量	扫描装置	模型	场景	#模型	#场景	应用场景	是否遮挡	是否杂乱
B3R	低	合成	3D	3D	6	18	检索	否	否
RandomView	中等-低	合成	3D	2.5D	6	36	重建	是	是
SpaceTime	中等	时空立体相机	2.5D	2.5D	6	12	重建	是	是
Kinect	低	Kinect	2.5D	2.5D	6	17	重建	是	是

表 2 不同描述符的参数设置

Tab. 2 Parameter settings of different descriptors

描述符	支撑半径/ mr	维度	长度
SI	25	15×15	225
FPFH	25	3×11	33
RoPS	25	3×3×5×3	135
SHOT	25	8×2×2×10	320
RCS	25	6×12	72
3DHOPD	25	3+(3×5)	18
TOLDI	25	3×20×20	1 200
WHI	25	12×12	144
GFSH	25	(5×5×5+3×8+3×6)	167
RoVo	25	(5×5×5)×3	375
MGDS	25	6×(3×8+3×3+10) +3×3	267

3.1.2 评估标准

本文采用广泛使用的 Precision-Recall Curve (PRC) 标准^[6]定量评估所提出描述符的性能,并利用公式(13)与公式(14)计算召回率和精度:

$$\text{召回率} = \frac{\text{正确匹配数量}}{\text{实际对应点对数量}}, \quad (13)$$

$$1 - \text{精度} = \frac{\text{错误匹配数量}}{\text{匹配总数}}, \quad (14)$$

其中:召回率表示描述符正确匹配的数量与相应关键点对数量的比值,而1-精度则表示描述符错误匹配的数量与描述符匹配总数的比值。

当 PR 曲线处于图的左上角时,表明描述符在相应数据集上取得了高性能,即具有高查全率

和高查准率。此外,使用精密度-召回曲线下的面积 (Area Under the Precision-Recall Curve, AUC_{pr}) 来评估 PRC,这是衡量特征描述符鲁棒性和紧凑性的常用方法。

3.2 MGDS描述符性能评估

描述性作为特征描述符的基本属性,不仅决定了特征描述符表达和捕捉特征的能力,同时也是评估描述符性能的重要依据。本文采用 PRC 准则和 AUC_{pr} ,比较各描述符在四个数据集(RandomView, Space Time, Kinect, B3R)上的描述性能。为保证实验对比的公平性,所有的描述符均将支撑半径设置为 25 pr。

3.2.1 RandomView 数据集

本文对 RandomView 数据集的场景中分别加入了三种高斯噪声(0.1 mr, 0.3 mr, 0.5 mr),以评估各描述符在噪声、缺失和遮挡等条件下的特征描述能力。图 3(a)~3(c)展示了在三种高斯噪声下不同描述符的性能。在三种高斯噪声下,MGDS 均表现出最佳性能。在 0.1 mr 噪声水平下, RoVo 在低阈值下表现最佳,但在较高阈值时性能显著下降。当 1-精度值大于 0.5 时, MGDS 的召回率优于其他描述符。在 0.3 mr 噪声水平下,当 1-精度值范围为 0~0.7 时, RoVo 和 GFSH 的召回率均高于 MGDS。然而,随着精度范围变大, MGDS 召回率逐渐超过 RoVo 和 GFSH,并在最大阈值处显著优于两者。在 0.5 mr 噪声水平下, MGDS 在 1-精度值范围为 0~0.4 时,召回率与 RoVo 接近,在 1-精度值范围为 0.4~1 时, MGDS 的召回率持续上升,且始

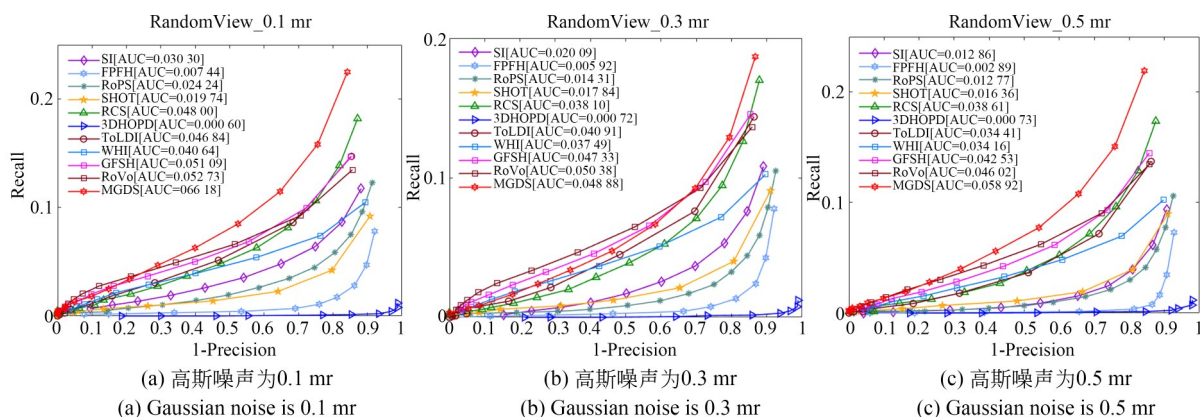


图 3 RandomView 数据集的描述性结果

Fig. 3 Descriptive results of the RandomView dataset

终高于 RoVo, GFSH 及其他方法。表 3 第二列罗列了不同描述符在 RandomView 数据集中不同噪声强度下的平均 AUC_{pr} 值,可以看出,本文提出的 MGDS 描述符 AUC_{pr} 值均高于其他描述符。

实验结果表明, MGDS 描述符具有高描述性,在不同的噪声下表现出较强的鲁棒性,尤其是在高阈值的情况下, MGDS 始终保持最佳的描述性能。这主要是由于 MGDS 能够有效地捕获深度信息和二维轮廓信息,从而更好地表征复杂的局部曲面。

3.2.2 SpaceTime 数据集

时空数据集是一个非常具有挑战性的数据集,数据中包含了杂波、遮挡、噪声和离群值的组

合干扰。图 4(a)显示了在 SpaceTime 数据集上的 PRC 结果。可以看到,在 1-精度值较低时, MGDS 与 RoVo 存在交集,但随着阈值的增加, RoVo 的增长率逐渐下降,而 MGDS 的性能持续提升。在 1-精度值大于 0.4 时, MGDS 召回率明显优于其他描述符。表 3 第三列罗列了不同描述符在 SpaceTime 数据集下的 AUC_{pr} 值, MGDS 描述符的 AUC_{pr} 值均高于其他描述符。实验结果表明 MGDS 在 SpaceTime 数据集上具有较高的可靠性。这主要是由于 MGDS 充分考虑了点云密度、平面轮廓以及深度信息等几何特征,同时通过旋转获得的多视角信息,使其面对质量低下或存在遮挡缺陷的数据时,仍然能保持良好的识别性能。

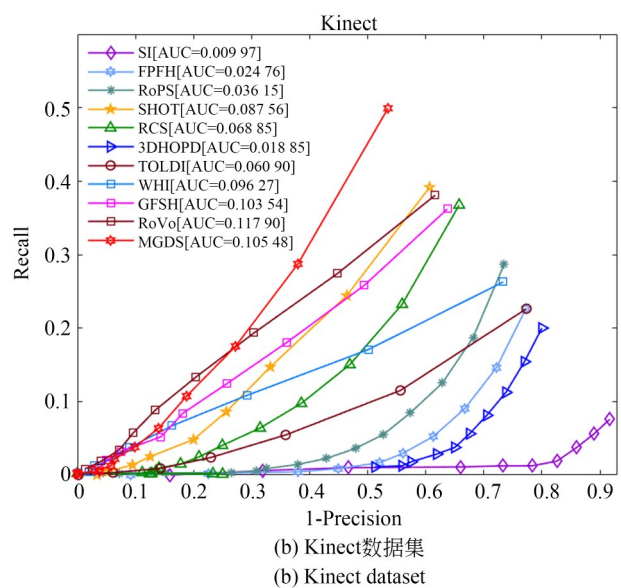
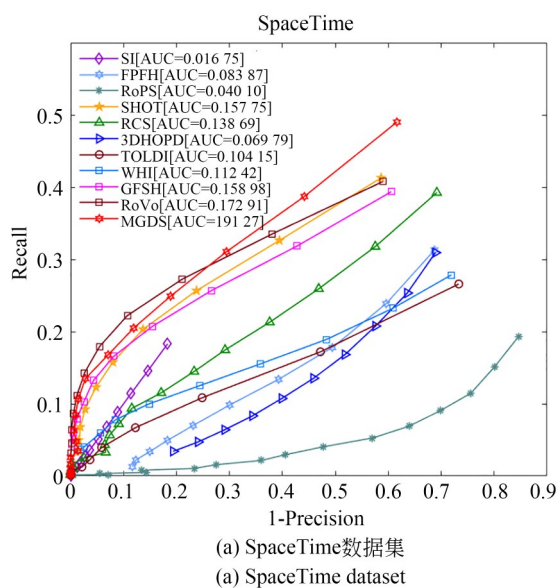


图 4 MGDS 在两个数据集上的描述性结果

Fig. 4 Descriptive results of MGDS on two datasets

3.2.3 Kinect 数据集上的性能

与 SpaceTime 相似, Kinect 数据集的数据质量相对较低,在场景和模型中也存在真实的噪声、遮挡和杂乱等。图 4(b)展示了 Kinect 数据集上的 PRC 结果。表 3 第四列罗列了不同描述符在 Kinect 数据集下的 AUC_{pr} 值。MGDS 描述符的 AUC_{pr} 值略低于 RoVo。可以观察到, GFSH 和 RoVo 与 MGDS 之间的 PR 曲线存在交集。当 1-精度值达到 0.3 时, MGDS 的召回率超过 RoVo, 并且随着阈值的增加, 两者之间的差距持续

扩大。

3.2.4 B3R 数据集上的性能

为了评估 MGDS 在结合噪声和稀疏影响条件下的描述性, 本文对检索数据集的场景进行了重新采样。图 5 展示了各方法在 B3R 数据集上, 在添加 0.5 mr 噪声并进行 1/2 降采样处理后的 PRC 结果, 方括号中列出了各个描述符的 AUC_{pr} 。可以看出, 在 1-精度值为 0~0.15 之间时, MGDS 的召回率最高。随着 1-精度值的增大, MGDS 的性能略低于 RoVo。这主要是由于

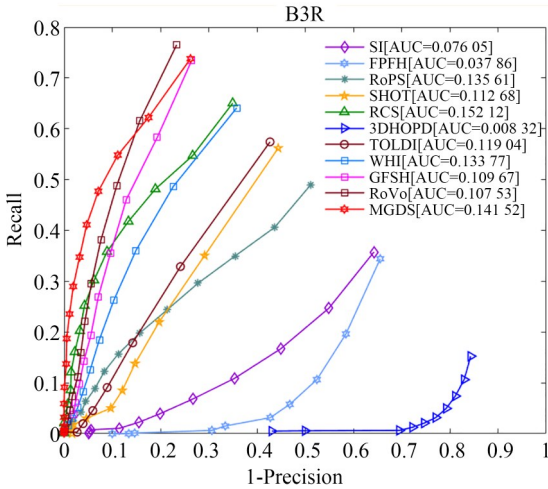


图5 B3R数据集中MGDS在不同条件下的结果

Fig. 5 Results of MGDS under the combined conditions of noise and downsampling on B3R dataset

在点云过于稀疏时,物体的几何边缘变得不够明显,导致局部曲面的关键几何信息难以准确提取。表3第五列罗列了不同描述符在B3R数据集下的 AUC_{pr} 值,MGDS描述符的 AUC_{pr} 值均高于其他描述符。

本文提出的MDCS描述符在RandomView, SpaceTime, Kinect 和B3R数据集上都表现出良好的性能,它结合空间分布、轮廓和点密度信息的几何结构编码能够比较全面地描述点云的几何特征,并具有较强的稳定性,能够处理遮挡、杂乱和真实噪声。

表3 不同描述符在四个数据集下的 AUC_{pr}

Tab. 3 AUC_{pr} results of different descriptors on four datasets

描述符	Random view	Space time	Kinect	B3R
SI	0.021 08	0.016 75	0.009 97	0.076 05
FPFH	0.005 42	0.083 87	0.024 76	0.037 86
RoPS	0.017 11	0.040 10	0.036 15	0.135 61
SHOT	0.017 98	0.157 75	0.087 56	0.112 68
RCS	0.041 57	0.138 69	0.068 85	0.152 12
3DHOPD	0.000 68	0.069 79	0.018 85	0.008 32
TOLDI	0.040 72	0.104 15	0.060 90	0.119 04
WHI	0.037 43	0.112 42	0.096 27	0.133 77
GFSSH	0.046 98	0.158 98	0.103 54	0.109 67
RoVo	0.049 71	0.172 91	0.117 90	0.107 53
MGDS	0.057 99	0.191 27	0.105 48	0.141 52

3.3 参数分析

MGDS描述符有五个主要参数,即三维体素维度 N_1 、二维曲面扇区数 N_2 、扇区内轮廓点数 N_3 、二维网格维度 N_4 以及局部曲面的支撑半径 r 。更高的维度可以提供更全面、更详细的形状信息,但也会增加计算时间和空间开销,以及对扰动的敏感性。因此,在选择参数时需要权衡描述性与时效性。本文对B3R数据集加入标准差为0.1 pr的高斯噪声,对加入噪声后的数据进行不同参数的实验评估。三维体素维度 N_1 的选择在很大程度上决定了MGDS描述符的最终维度。若选取一个过大的 N_1 值,可能导致许多体素为空或包含的点数较少,这将影响质心特征的可靠性,同时也会增加计算时间和空间的开销。此外,这些空体素也会降低描述符的效率。因此,为平衡描述性和计算效率,本文与GFSSH^[14]相同,设置 $N_1=2$,局部曲面被划分为8个子区域,每个子区域包含足够数量的点,以确保生成稳定且鲁棒的质心特征。

图6(a)展示了MGDS描述符在不同二维曲面扇区数下的识别性能。可以看出,随着 N_2 从4增到7,描述符的性能得到了提升。然而,当 N_2 为8时,性能出现了波动。当 N_2 从9增加到12时,提高趋势变缓。当 N_2 的值很小时,扇区数量较少,较少的轮廓点不足以表示局部曲面的轮廓信息,会遗漏局部曲面的细节特征,导致MGDS缺乏描述性。然而,当 N_2 过大时,会增加MGDS描述符的维数。因此,为平衡描述性能与计算效率,本文设置 $N_2=10$ 。

扇区内轮廓点的数量 N_3 是另一个关键参数,它直接影响了描述符的描述性和鲁棒性。图6(b)展示了MGDS描述符在不同 N_3 值下的性能表现。随着 N_3 从5增加到20,MGDS描述符的性能逐步提升。在30~40之间出现了性能波动。当 N_3 在50~70范围内时,性能持续提升,但增长速度减缓。适当数量的轮廓点能够准确地表达局部曲面的外部轮廓信息,为了在描述性和紧凑性之间取得平衡,本文设置 $N_3=50$ 。值得注意的是,并非每个扇区内都存在大于50个局部点。对于扇区内点数为0的情况,本文将轮廓点的平均距离设为0;对于扇区内点数大于0但小于50的

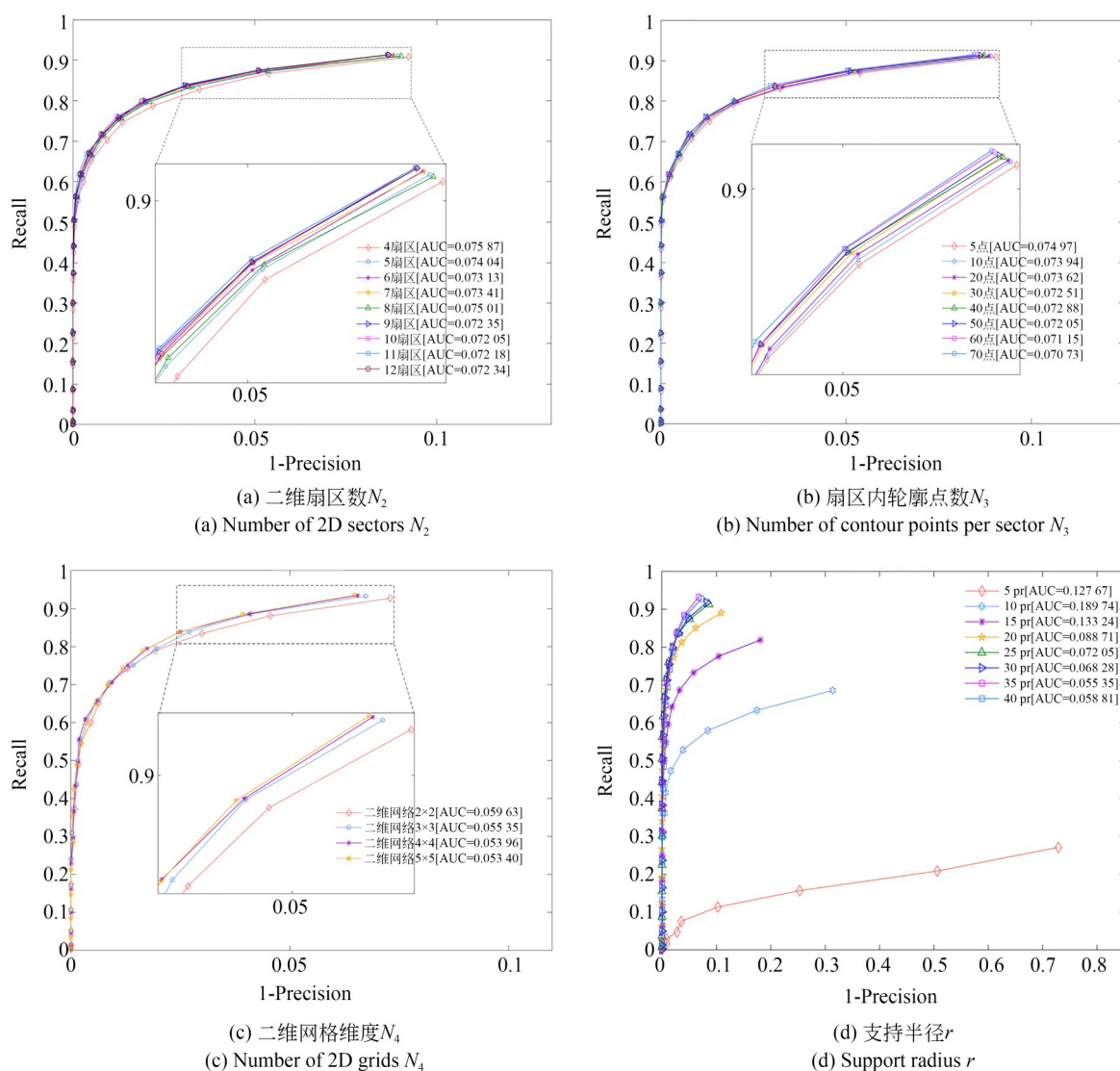


图 6 B3R 数据集上评估的不同参数设置的 PR 曲线

Fig. 6 PR curves for different parameter settings evaluated on the B3R dataset

情况,计算扇区内所有点与关键点的平均距离;对于扇区内点数大于 50 的情况,选择 50 个点计算其平均距离。这样设置既考虑了描述性的需求,又尽量减少了不必要的计算负担,从而提高算法的效率和实用性。

在 MGDS 描述符的性能中,二维网格维度 N_4 主要影响着两个方面:一是二维网格内点的密度分布,二是二维网格内点的 Z 值波动。通过图 6(c) 可以看出,当 N_4 从 2 增加到 5, MGDS 描述符的性能呈现出逐步提升的趋势。然而,随着二维网格数量的增加,算法的运行时间与所需空间会有所提升。在考虑性能提升的同时,必须权衡维

度增加所带来的时间和空间开销,以确保在资源有限的情况下实现最佳性能。因此,本文设置 $N_4=3$ 。

支撑半径 r 是一个关键参数,图 6(d) 展示了 MGDS 描述符在不同支撑半径下的性能。可以发现,随着 R_{support} 从 5 pr 增加到 25 pr, MGDS 的性能显著提高。当 R_{support} 继续增加时,性能提升速率开始放缓。因此,本文设置 $R_{\text{support}}=25$ pr。

4 应 用

点云配准是三维局部描述符在三维视觉领

域中一个典型应用,它可以将从不同视角捕获的点云帧进行对齐。本文将提出的MGDS描述符用于场景配准,以验证其有效性。图7展示

了部分点云匹配的示例。本文使用了B3R和Kinect数据集中的不同数据模型来验证描述符的有效性。B3R数据集每个场景仅包含一个模

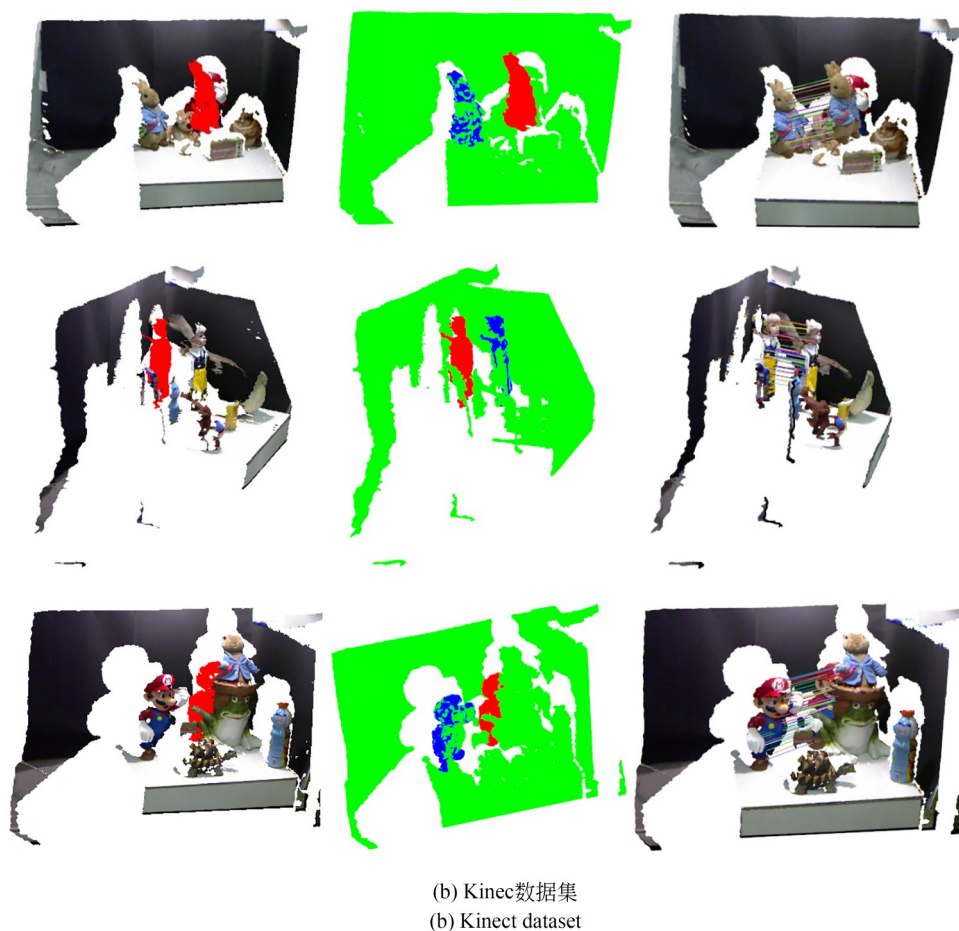
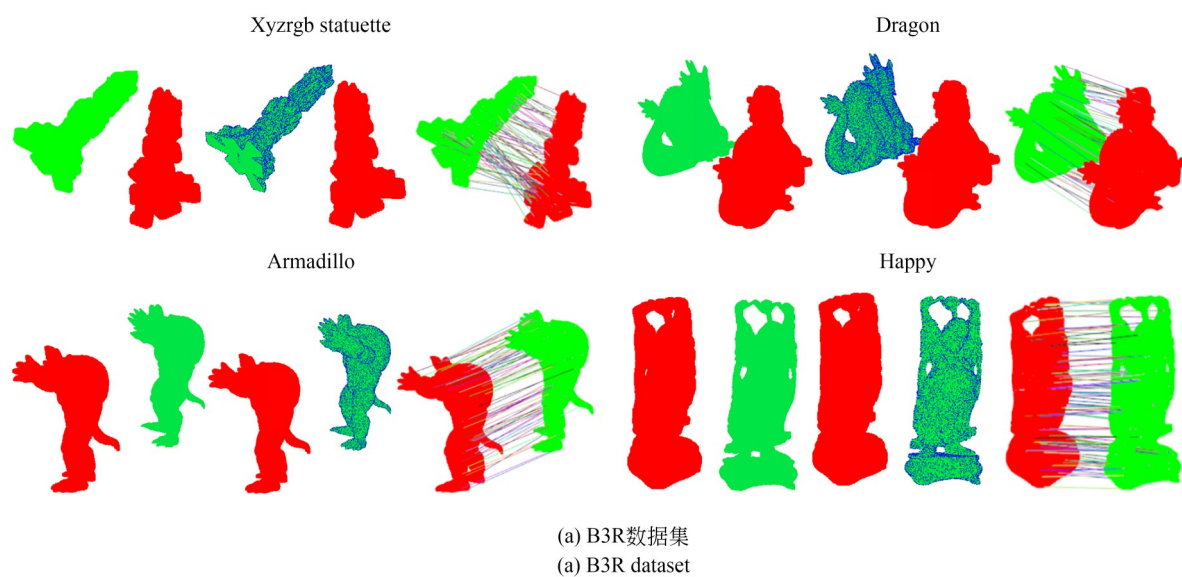


图7 MGDS在不同数据模态下三维曲面匹配结果

Fig. 7 3D surface matching results of MGDS on different data modalities

型数据,为模拟真实环境下的变化和干扰,所有模型均经过随机刚体变换,并添加了三种不同级别的高斯噪声。Kinect数据集包括6个不同视角的模型和17个不同模型组合的场景。该数据集存在真实的噪声以及遮挡,数据质量相对较低,点云分布稀疏不均。在B3R数据集中,选取了四个模型:xyzrgb_Statuette, Dragon, Armadillo 和 Happy,其三维曲面匹配结果如图7(a)所示。另外,在Kinect数据中,选取了Peter-Rabbit、Doll 和 Mario 三个场景,配准结果如图7(b)所示。其中,红色模型表示源点云,绿色模型及带颜色的场景表示目标点云,蓝色模型则为源点云经过配准后的结果(彩图见期刊电子版)。第一列展示了源点云与目标点云的初始状态,第二列为匹配的点,第三列为最终的配准结果。

尽管数据集中的模型与场景存在明显的噪声、杂波与遮挡,但MGDS描述符依然生成稳定和一致的点对点匹配线,实现物体和场景的准确配准。实验结果表明,MGDS描述符在噪声、不同网格分辨率以及遮挡和杂波等多种复杂条件下表现出色,能够有效处理不同数据集中的配准任务,表明其具有较强的鲁棒性和泛化能力。

参考文献:

- [1] SLIMANI K, ACHARD C, TAMADAZTE B. RoCNet++: Triangle-based descriptor for accurate and robust point cloud registration[J]. *Pattern Recognition*, 2024, 147: 110108.
- [2] TAO W Y, LU T D, CHEN X J, *et al.* A local shape descriptor designed for registration of terrestrial point clouds[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5704113.
- [3] ZHAO B, WANG Z H, CHEN X B, *et al.* FApSH: an effective and robust local feature descriptor for 3D registration and object recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2024, 151: 110354.
- [4] YUAN C J, LIN J R, LIU Z, *et al.* BTC: a binary and triangle combined descriptor for 3-D place recognition[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2024, 40: 1580-1599.

5 结 论

本文提出了一种新的实值三维局部特征描述符MGDS,通过对多个几何以及空间分布特征进行编码,实现了对三维局部曲面的综合描述。同时,采用了多视图策略,利用旋转产生的不同视角的信息进行描述,以提供更多的互补信息,从而增强对遮挡的鲁棒性,并采用了合理的归一化和串联组合的策略。本文在四种不同的数据集(RandomView, SpaceTime, Kinect 和 B3R)上进行实验,并与最新的和最经典的10种方法进行了比较。实验结果显示,相比于其他描述符,MGDS在四个数据集上均取得了较好的识别效果,具有较强的描述性与泛化性,在多种数据集中表现出良好的性能。此外,利用MGDS描述符能够有效完成点云的配准。在未来的工作中,MGDS描述符可以进一步整合数据的RGB信息以及纹理信息进行编码,以提升描述符的描述性以及鲁棒性。

作者贡献声明:

郝雯:论文构思,论文审核与编辑写作,指导;

魏海南:实验的设计及数据整理和分析,可视化呈现;论文撰写。

- [5] 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. IEEE, 2009: 3212-3217.
- [6] SALTI S, TOMBARI F, DI STEFANO L. SHOT: Unique signatures of histograms for surface and texture description[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2014, 125: 251-264.
- [7] YANG J Q, ZHANG Q, XIAO Y, *et al.* TOLDI: an effective and robust approach for 3D local shape description[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 65: 175-187.
- [8] JOHNSON A E, HEBERT M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 21(5): 433-449.
- [9] GUO Y L, SOHEL F, BENNAMOUN M, *et al.* Rotational projection statistics for 3D local surface

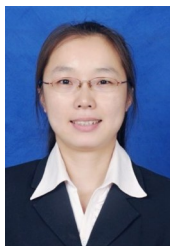
- description and object recognition[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 105(1): 63-86.
- [10] HAO L B, WANG X C, SHEN Y, *et al.* Both real-valued and binary multi-feature fusion histograms for 3D local shape representation[J]. *The Visual Computer*, 2024, 40(11): 7609-7621.
- [11] LI D J, LI X, LI C F. Embrace descriptors that use point pairs feature[J]. *The Visual Computer*, 2024, 40(12): 9005-9016.
- [12] YANG J Q, ZHANG Q, XIAN K, *et al.* Rotational contour signatures for both real-valued and binary feature representations of 3D local shape[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2017, 160: 133-147.
- [13] PRAKHYA S M, LIN J, CHANDRASEKHAR V, *et al.* 3DHoPD: a fast low-dimensional 3-D descriptor[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(3): 1472-1479.
- [14] HAO L B, WANG H M. Geometric feature statistics histogram for both real-valued and binary feature representations of 3D local shape[J]. *Image and Vision Computing*, 2022, 117: 104339.
- [15] DU Z H, ZUO Y, QIU J F, *et al.* MDCS with fully encoding the information of local shape description for 3D Rigid Data matching[J]. *Image and Vision Computing*, 2022, 121: 104421.
- [16] HUANG S J, WU S S, CHEN L, *et al.* A 3D local feature description algorithm based on point distribution[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2024, 118: 109341.
- [17] ZHAO H, TANG M J, DING H. HoPPF: a novel local surface descriptor for 3D object recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2020, 103: 107272.
- [18] 吴鹏鹏, 梁栋, 赵宝, 等. LSVSH描述符: 高鉴别强鲁棒的点云局部特征统计直方图[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2024, 36(2): 248-257.
- WU P P, LIANG D, ZHAO B, *et al.* LSVSH descriptor: a local feature statistic histogram with high discrimination and strong robustness[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2024, 36(2): 248-257. (in Chinese)
- [19] ZHAO B, LE X Y, XI J T. A novel SDASS descriptor for fully encoding the information of a 3D local surface [J]. *Information Sciences*, 2019, 483: 363-382.
- [20] WU L, ZHONG K, LI Z W, *et al.* PPTFH: robust local descriptor based on point-pair transformation features for 3D surface matching[J]. *Sensors*, 2021, 21(9): 3229.
- [21] YU H, HOU J, QIN Z, *et al.* RIGA: rotation-invariant and globally-aware descriptors for point cloud registration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, 46(5): 3796-3812.
- [22] 赵宝, 王梓涵, 贾兆红, 等. 基于动态图卷积和PointNet的三维局部特征描述符[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2025, 37(1): 89-99.
- ZHAO B, WANG Z H, JIA Z H, *et al.* Three-dimensional local feature descriptor based on dynamic graph convolution and PointNet[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2025, 37(1): 89-99. (in Chinese)
- [23] DENG H W, BIRDAL T, ILIC S. PPFNet: global context aware local features for robust 3D point matching[C]. 2018 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 195-205.
- [24] BAI X Y, LUO Z X, ZHOU L, *et al.* D3feat: joint learning of dense detection and description of 3D local features[C]. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 6358-6366.
- [25] AO S, HU Q Y, YANG B, *et al.* SpinNet: learning a general surface descriptor for 3D point cloud registration[C]. 2021 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 20-25, 2021. Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 11748-11757.
- [26] POIESI F, BOSCAINI D. Learning general and distinctive 3D local deep descriptors for point cloud registration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(3): 3979-3985.
- [27] ZHAO B, LIU Q, WANG Z H, *et al.* HA-TiNet: learning a distinctive and general 3D local descriptor for point cloud registration [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2025, 31(9): 5507-5518.
- [28] YU H, HOU J, QIN Z, *et al.* RIGA: rotation-invariant and globally-aware descriptors for point cloud registration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, 46

(5): 3796-3812.

- [29] SUN T C, LIU G H, LIU S C, *et al.* An efficient and compact 3D local descriptor based on the weighted height image [J]. *Information Sciences*, 2020, 520: 209-231.

- [30] HAO L B, YANG X F, XU K, *et al.* Rotational Voxels Statistics Histogram for both real-valued and binary feature representations of 3D local shape [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2023, 93: 103817.

作者简介:



郝 雯(1986—),女,河南平顶山人,博士,副教授,主要从事点云场景分割、点云场景识别以及点云物体识别的研究。E-mail: haowen@xaut.edu.cn



魏海南(1998—),女,河北承德人,硕士研究生,2021年于承德医学院获得学士学位,现就读于西安理工大学计算机科学与工程学院软件工程系,主要从事三维点云分割与重建以及点云物体识别的研究。E-mail: 2221221135@stu.xaut.edu.cn