

# 基于 S-NARF 算法的点云图像特征提取与描述

吕强, 王晓龙, 刘峰, 倪佩佩

装甲兵工程学院控制工程系, 北京 100072

**摘要** 针对 NARF 算法运算速度较慢和提取图像边界特征的局限性问题, 提出了一种在以 SIFT 关键点为原点的局部坐标系下估算 3D NARF 特征描述符的算法。首先对点云图像进行特征检测, 基于 DoG3D 算子提取 3D SIFT 关键点。然后对特征进行描述, 以 SIFT 关键点为原点, 在相应的深度图像中建立局部坐标系, 并在该坐标系下, 依据图像分辨率建立斑块, 设计一种等角度间距的星状射线。用射线穿过的单元计算描述符向量各元素的值, 构成特定维描述符。最后采用 RGB-D 传感器获取环境点云数据进行实验。结果表明, 改进算法提高了运算速度, 所提取的特征更具一般性, 并且基本不改变描述符的典型性和独特性。

**关键词** SIFT; NARF 特征描述符; 点云

**中图分类号** TP391.41

**文献标志码** A

**doi** 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.13.006

## Feature Extraction and the Description of Point Cloud Image Based on S-NARF Algorithm

LÜ Qiang, WANG Xiaolong, LIU Feng, NI Peipei

Department of Control Engineering, Academy of Armored Forces Engineering, Beijing 100072, China

**Abstract** In view of the slow operation speed of the NARF algorithm and the limitations of the extracting border feature, a new algorithm is proposed to calculate the 3D NARF by using a local coordinate system with origin in the SIFT keypoint position. Firstly, the feature of the point cloud image is detected, a DoG3D operator is built to extract the 3D SIFT keypoints, then the feature of the keypoints is described, in a local coordinate system with origin in the keypoint position of the corresponding range image, the patches are projected to the design star shaped patterns with beams of equal angle interval within them according to the image resolution. The values of the descriptor vector elements are calculated by using the cells that lie under the beam, to form the given dimension descriptor. Finally, the experiments based on the point cloud obtained by the RGB-D sensor show that the algorithm can speed up the operation and the extracted feature is more general than that extracted by previous algorithms, by retaining more typical and distinct features of the descriptors.

**Keywords** SIFT; NARF descriptor; point cloud

### 0 引言

3D 点云图像特征提取与描述是点云图像处理中最基础也是最关键的一部分, 点云图像的分割、配准、拼接、三维曲面重建等处理都严重依赖于特征提取与描述的结果, 特征描述算法的优劣直接决定了三维点云图像相关处理的效能。目前直接应用于 3D 空间特征提取与描述的相关算法主要包括: Frome 等<sup>[1]</sup>提出的 3D 形状内容 (Shape Contexts) 描述子, 在以指定点为中心的球形支撑域内, 沿径向、方向角和俯仰角 3 个坐标方向划分成网络, 通过统计网格内的点数构造特

征描述向量, 该描述符虽然运算简单, 但鲁棒性差; Rusu 等<sup>[2]</sup>提出的点特征直方图 (Point Feature Histogram, PFH) 描述子, 通过计算参数化查询点与邻域点之间的空间差异, 形成一个多维直方图, 并对点的  $k$  邻域几何属性进行描述, 该方法在不同的采样密度等级下具有鲁棒性, 但受图像点的表面法线估计质量影响, 描述符并不稳定; Lowe 等<sup>[3]</sup>提出的 SIFT 算法, 主要应用于二维色彩图像, 后来被扩展到 3D 空间<sup>[4,5]</sup>, 基于 DoG3D 算子, 进行特征点检测, 求取局部极值作为特征点, 根据梯度方向构造 3D 窗口, 并计算 8 个梯度方向的直方图, 构

收稿日期: 2013-01-28; 修回日期: 2013-02-27

作者简介: 吕强, 教授, 研究方向为现代控制理论和人工智能与小型飞行器控制, 电子信箱: qianglv@189.cn

成维数为  $4 \times 4 \times 4 \times 8 \times 8$  的特征向量,该算法对旋转、尺度缩放、亮度变化等保持不变,但描述符维数高,描述符向量估算慢;Steder 和 Rusu 等<sup>[6]</sup>提出的归一化对齐径向特征(Normal Aligned Radial Feature, NARF)算法,基于点云图像边界检测结果,提取边缘兴趣点,在以兴趣点为中心的支撑域内以斑块形式构造描述向量,该算法具有旋转不变性,但只针对图像边缘,特征不明显,而且对传感器噪声敏感<sup>[7]</sup>。

本文提出了一种改进的 NARF 3D 点云图像特征提取与描述方法——S-NARF 算法,考虑到 SIFT 特征点快速性、不变性和鲁棒性的优点,将其作为 NARF 算法的关键点,并提取 NARF 描述符。

### 1 S-NARF 算法原理

S-NARF 算法是一种 3D 点云图像局部特征描述算法,直接应用于带有三维坐标和强度的点云图像处理中,首先基于 3D 高斯差分尺度空间 (DoG3D scale-space, 简称 DoG3D 算子)提取 SIFT 关键点,并获取关键点在 3D 点云图像中的三维坐标,然后以此关键点为中心,建立局部坐标系,提取局部特征描述符,获取特征向量。算法实现流程如图 1 所示。

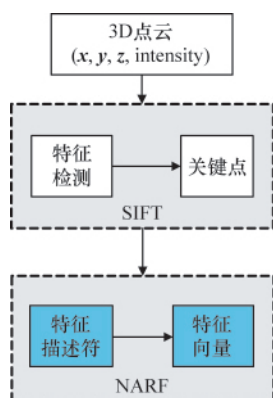


图 1 S-NARF 算法实现流程

Fig. 1 The realization process of S-NARF algorithm

#### 1.1 SIFT 关键点

为了使特征具有尺度不变性,在不同尺度空间完成对特征点的检测。图像的 3D 尺度空间定义为图像  $I(x, y, z)$  与高斯函数  $G(x, y, z, k\sigma)$  的卷积:

$$L(x, y, z, k\sigma) = G(x, y, z, k\sigma) * I(x, y, z) \quad (1)$$

其中,  $G(x, y, z, k\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2+z^2)}{2\sigma^2}}$ , 是尺度可变高斯函数,  $k$  为尺度空间的高斯核值;  $(x, y, z)$  为空间坐标, 代表 3D 位置;  $*$  为卷积;  $\sigma$  为尺度空间因子, 值越小表示图像被平滑得越少, 相应的尺度也就越小。大尺度对应图像的概貌特征, 小尺度对应图像的细节特征。为了有效地在尺度空间检测到稳定的关键点, 引入 DoG3D 算子。首先将原始图像与不同核值的高斯函数进行卷积运算构成高斯尺度空间, 通过对高斯尺

度空间采样, 建立高斯金字塔, 然后将高斯金字塔的相邻层做差分, 得到 DoG 金字塔, 如图 2 所示, 即

$$\begin{aligned} D(x, y, z, k_i\sigma) &= G(x, y, z, k_i\sigma) * I(x, y, z) \\ &\quad - G(x, y, z, k_j\sigma_j) * I(x, y, z) \\ &= L(x, y, z, k_i\sigma) - L(x, y, z, k_j\sigma_j) \end{aligned} \quad (2)$$

关键点是由 DoG 空间的局部极值点组成的, 为了寻找 DoG 函数的极值点, 每个样点需要与它的 80 个临近点比较, 如图 3 所示, 包括 26 个与其同尺度相邻点和  $2 \times 27$  个相邻尺度的相邻点, 如果该点的 DoG 算子值为邻域内的极值, 则将该点定义为关键点; 如果关键点位置超出了传感器感知范围, 则将该点舍弃。

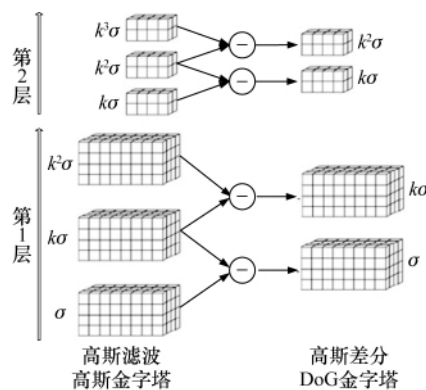


图 2 高斯卷积金字塔

Fig. 2 Volume pyramid with Gaussian convolution

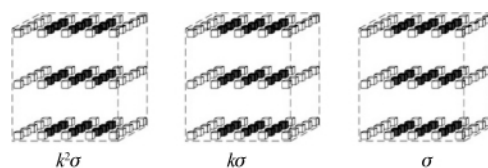


图 3 80 个相邻点体素

Fig. 3 80 neighbor voxels

#### 1.2 S-NARF 描述符

从点云数据直接建立具有深度信息的灰度图像, 基于点云库(Point Cloud Library, PCL)<sup>[8]</sup>可以实现深度图像与点云之间的相互转换。

在提取描述符之前, 首先构造归一化对齐深度斑块。在一个局部坐标系下对斑块值进行估算, 该坐标系以 SIFT 关键点为原点,  $z$  轴为法线方向,  $y$  轴依据地球坐标系中正东方向的垂直矢量确定, 然后把半径为  $\delta/2$  支撑域内的所有点转换到这个坐标系下, 其中以  $x$  和  $y$  坐标定义一个点所在的描述符单元,  $z$  值为这个描述符单元的值。选择斑块的像素尺寸时, 既要保持描述结构的大小, 又不能超过固有的扫描分辨率(在描述单元之间使用插值或光线跟踪法, 可以避免固有分辨率过低)。

在斑块上设计一个具有  $n$  条射线的放射状图案 (图 4),

其中  $n$  为描述符的大小。对于每一条射线  $b_i$ , 选择一组  $b_i$  穿过的描述符单元集合  $\{c_0, c_1, c_2, \dots, c_m\}$ ,  $c_0$  是斑块的中央, 同一斑块内对于所有射线  $c_0$  为固定值, 集合内其他元素按照与  $c_0$  的距离由小到大排列, 那么描述符向量第  $i$  个元素  $D_i$  的值可按下式计算:

$$D_i = \frac{\arctan 2D'_i}{180^\circ} \quad (3)$$

其中,  $D'_i = \frac{\sum_{j=0}^{m-1} (\omega(c_j) \cdot (c_{j+1} - c_j))}{\sum_{j=0}^{m-1} \omega(c_j)}$  为射线值,  $\omega(c_j) = 2 - \frac{2 \cdot \|c_j - c_0\|}{\sigma}$  为距离权重因子, 表明变化越靠近中心并且变化越剧烈, 射线值偏离 0 越大。通过式 (3) 使  $D'_i$  量化到区间  $[-0.5, 0.5]$  内, 获得描述符向量的元素  $D_i$ 。图 4 中定义了 36 条射线, 图底部为对应的射线值, 位于平滑表面的描述符单元对应深色, 值较大; 位于边界的描述符单元对应浅色, 值较小。

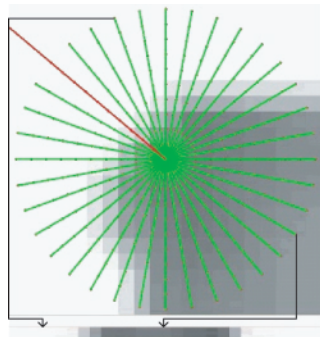


图 4 斑块值估计图

Fig. 4 Patch value estimating

## 2 实验分析

实验采用 RGB-D 传感器获取环境点云数据, 传感器有效感知深度为 1.2~4.8m, 点云数据中包括环境点的三维坐标  $(x, y, z)$  和强度信息 (intensity) 作为算法的输入量。实验通过 OpenNI 库、点云库以及 OpenCV 库的相关函数结合完成, 实验环境为 VS2010。

### 2.1 时间验证

首先通过 RGB-D 传感器获取分辨率为 640x480 的环境点云, 对于不同复杂度的点云数据, NARF 关键点与 S-NARF 关键点提取特征点数与运行时间关系如图 5 所示。对于

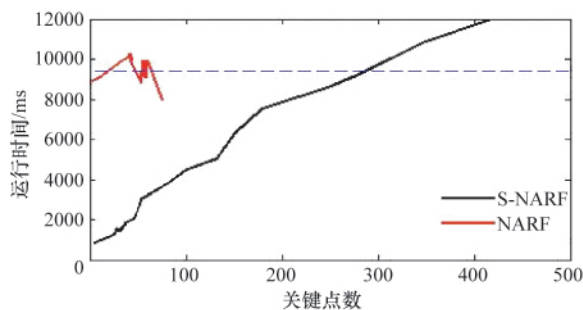


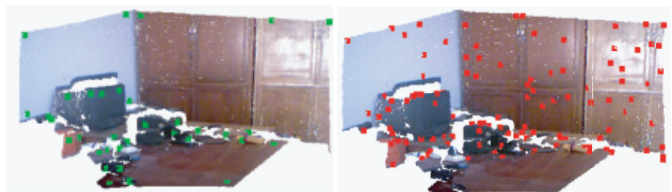
图 5 2 种算法运行时间对比

Fig. 5 Comparison of running times

NARF 关键点, 关键点数大于 100 时, 运行时间超出  $10 \times 10^4$ ms, 在图 5 中并未给出。由此可以看出, 关键点少于 100 个时, 原算法的运算速度在 8000~10000ms 波动; 关键点少于 200 个时, 改进算法的运算速度明显快于原算法。

### 2.2 关键点分布

分别用 NARF 算法与 S-NARF 算法提取同一点云图像特征, 如图 6 所示。从图 6 可以看出, 与原算法相比, 改进算法提取的关键点分布更均匀。图 6(a) 中包含有 35 个关键点, 图 6(b) 中有 132 个关键点, 2 种方法提取的关键点 3D 距离小于 2mm 的点有 13 对, 占 NARF 关键点总数的 37%, 其对应的描述符相似度很高。图 7 为从上述 13 对临近点中任意选取的两对关键点对应的描述向量元素对比直方图。由图 7 看出, 临近关键点的描述符相似度极高。所以改进算法不仅能够一定程度地描述原有算法获得的特征, 而且增加了新的环境图像特征。



(a) NARF 关键点

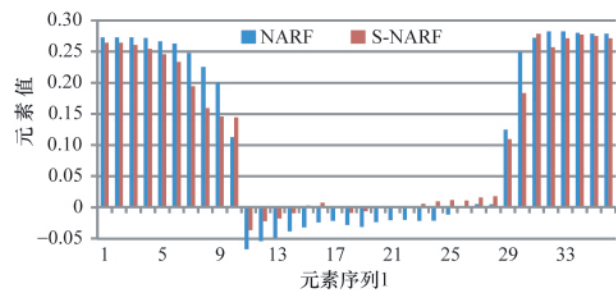
(b) S-NARF 关键点

(a) NARF keypoints

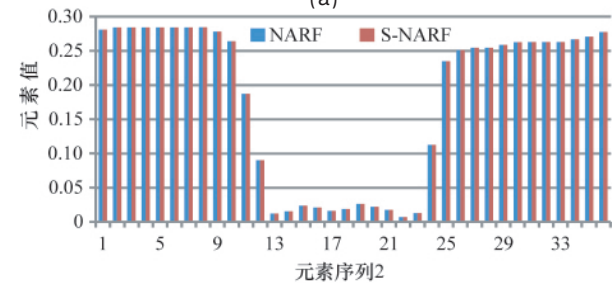
(b) S-NARF keypoints

图 6 3D 点云关键点提取

Fig. 6 3D point cloud keypoint extraction



(a)



(b)

图 7 描述向量元素对比

Fig. 7 Comparison of descriptor vector elements

### 2.3 描述符典型性验证

分别对已提取的 132 个 S-NARF 关键点和 35 个 NARF 关键点对应的描述符向量进行对比分析。首先作如下定义:

当两描述符向量对应元素之间的差值(取正)小于某值  $d$ , 并且这样的元素个数在所有元素中(本文为 36 维)所占的比例达到  $p$  时, 这对描述符为相似描述符,  $d, p$  为相似标准, 一般地,  $d$  越小 ( $d < 0.05$ ), 且  $p$  越大 ( $p > 80\%$ ), 相似性越强。表 1 中,  $n$  为相似描述符对数,  $m$  为相似描述符比例, 则在相似标准相同的情况下,  $n$  越小(或  $m$  越小), 描述符的典型性及独特性越强, 即所提取的描述符更具有代表性。从表 1 可以看出, 在同一相似标准下, 两种算法的  $n$  (或  $m$ ) 值相差不大, 所以改进后的算法基本不改变原算法的典型性和独特性。

表 1 相似描述符对比

Table 1 Comparison of parallel descriptors

S-NARF		NARF		$d$	$p/\%$
$n$	$m/\%$	$n$	$m/\%$		
0	0	0	0	0.01	90
0	0	0	0	0.01	80
0	0	0	0	0.02	90
2	1.5	0	0	0.02	80
4	3.0	1	2.9	0.03	90
10	7.6	2	5.7	0.03	80

### 3 结论

本文提出了一种改进的 S-NARF 算法, 利用 DoG3D 算子提取图像关键点, 在对应的深度图像中以关键点为原点建立局部坐标系, 并在该坐标系下建立斑块, 利用斑块内等角度的放射线估计描述向量元素值, 构造特征描述符。实验证明, 改进算法较原算法运算速度快, 特征更具有一般性, 并且基本不改变描述符的典型性和独特性。由于传感器噪声的影响, 两种算法提取的描述符均不稳定, 下一步拟采用 SOR 滤

波器<sup>[9]</sup>对点云数据进行滤波去噪, 并运用双边滤波算法<sup>[10]</sup>修正关键点位置, 使该算法更加稳定。

### 参考文献 (References)

- [1] Frome A, Huber D, Kolluri R, et al. Recognizing object in range data using regional point descriptors [C]// Pajdla T, Matas J. Computer Vision-ECCV 2004: Proceedings of 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech Republic, May 11-14, 2004.
- [2] Rusu R B, Blodow N, Marton Cs Z, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histogram [C]// International Conference on Intelligent Robots and Systems, Nice, France, Sept 22-26, 2008.
- [3] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [4] Ni D, Chui Y P, Qu Y, et al. Reconstruction of volumetric ultrasound panorama based on improved 3D SIFT[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33(7): 559-566.
- [5] Flitton G, Breckon T P, Megherbi N. Object recognition using 3D SIFT in complex CT volumes[C]// British Machine Vision Conference, Aberystwyth, Wales, UK, Aug 30-Sept 2, 2010.
- [6] Steder B, Rusu R B, Konolige K, et al. Point feature on 3D range scans taking into account object boundaries[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Shanghai, China, May 9-13, 2011.
- [7] Hogman V. Building a 3D map from RGB-D sensors [D]. Stockholm: Royal Institute of Technology (KTH), 2012.
- [8] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: Point cloud library (PCL)[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Shanghai, China, May 9-13, 2011.
- [9] 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.
- [10] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images[C]// IEEE International Conference on Computer Vision, Bombay, India, Jan 4-7, 1998.

(责任编辑 齐志红)



### 《科技导报》“卷首语”栏目征稿

“卷首语”栏目每期邀请一位中国科学院院士和中国工程院院士就重大科技现象、事件, 以及学科发展趋势、科学研究热点和前沿问题等, 撰文发表个人的见解、意见和评论。本栏目欢迎院士投稿, 每篇文章约 2000 字, 同时请提供作者学术简历、工作照和签名电子文档。投稿邮箱: kjdbbjb@cast.org.cn。