自适应邻域选择的FPFH特征提取算法

吴 飞 赵新灿 展鹏磊 关 凌
(郑州大学信息工程学院 郑州 450001)

摘 要 在使用点云FPFH(Fast Point Feature Histograms)特征进行三维物体识别或配准时,人为主观调整邻域半径计算FPFH特征描述符具有随意性、低效性,整个过程不能自动化完成。针对该问题,提出了自适应邻域选择的FPFH特征提取算法。首先,对多对点云估算点云密度;然后,计算多个邻域半径以提取FPFH特征用于SAC-IA配准,统计配准性能最优时的半径与点云密度值,使用三次样条插值拟合法求出函数表达式,形成自适应邻域选择的FPFH特征提取算法。实验结果表明,该算法根据点云密度自适应选择合适的邻域半径,提升了FPFH特征匹配的性能,同时加快了运算速度,具有指导价值。

关键词 FPFH,SAC-IA配准,点云密度,邻域半径
中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.02.041

FPFH Feature Extraction Algorithm Based on Adaptive Neighborhood Selection

WU Fei ZHAO Xin-can ZHAN Peng-lei GUAN Ling
(School of Information Engineering,Zhengzhou University,Zhengzhou 450001,China)

Abstract When using the FPFH feature of point cloud for 3D object recognition or registration,FPFH feature descriptor is arbitrarily and inefficiently calculated by subjectively adjusting the neighborhood radius,and the whole process can not be completed automatically. This paper proposed an adaptive neighborhood-selection FPFH point cloud feature extraction algorithm to solve this problem. Firstly,the point cloud densities of many pairs of point clouds were estimated. Secondly,the neighborhood radii were computed to extract the FPFH features for SAC-IA,and the radii and the densities were counted when the registration performance is the most optimal,and then the Cubic Spline Interpolation Fitting was used to fit the function expression of the radii and the densities to form the adaptive neighborhood-selection FPFH feature extraction algorithm. The experimental results show that this algorithm can adaptively choose the appropriate neighborhood radius according to the density of point cloud,improves the FPFH feature matching perfor-mance,and improves the computing speed at the same time,indicating that the proposed algorithm is of important guiding significance.

Keywords Fast point feature histograms,Sample consensus initial alignment,Point cloud density,Neighborhood radius

1 引言

基于点云特征描述符的三维物体识别、三维场景重建、三维物体位姿配准是计算机视觉领域中重要的研究内容。现有的点云特征描述符种类可概括为点云全局特征描述符与点云局部特征描述符。Rusu等[1-3]首先提出点特征直方图(Point Feature Histograms,PFH)特征描述符;之后为提升PFH的运算速度,他们又提出点云局部快速点特征直方图FPFH特征描述符[4],其运算速度较快,只有33个维度,较节省运算空间,多应用于三维物体的识别、配准中。Tao等[5]使用FPFH特征描述符,结合颜色特征信息,对户外生产环境中的苹果进行分类识别;Huang等[6]结合CAD模型,使用FPFH特征描述符和SVM分类器完成对常规工业部件的检测与识别;Nasab等[7]使用FPFH特征描述符对人体各部位点云进行提取与匹配;Shen等[8]使用FPFH特征描述符进行了粗配准,并在此基础上进行ICP配准。以上基于FPFH特征的应用研究都存在以下不足:在计算FPFH特征描述符时没有考虑邻域半径的选取标准,未能根据点云的特点自动选择合适的邻域半径,采用人为主观多次调试或尝试的方法,具有很强的主观随意性;另一方面,通过手动多次调试以取得相对较好的邻域半径的方法相当低效,不具有实际的使用价值。

针对以上问题,本文提出自适应邻域选择的FPFH特征提取算法,该算法根据点云密度自适应选择合适的邻域半径用于FPFH特征描述符的计算,能有效提升FPFH特征的

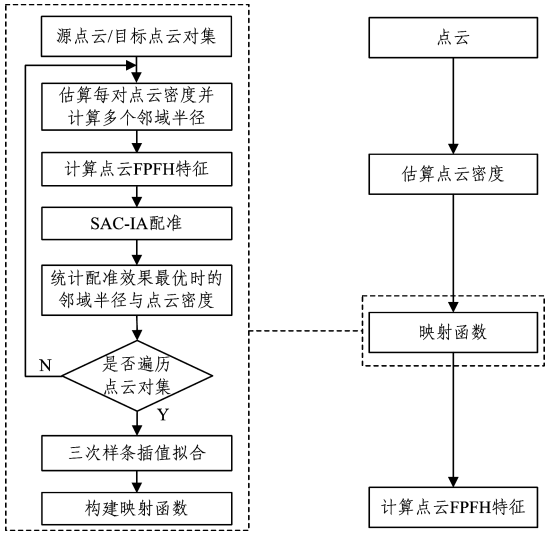
到稿日期:2018-01-24 返修日期:2018-05-24 本文受国家自然科学基金委员会-中国民航局民航联合研究基金(U1433106)资助。
吴 飞(1983-),男,硕士生,主要研究方向为计算机视觉;赵新灿(1972-),男,博士,副教授,主要研究方向为增强现实,E-mail:iexczhao@zzu.edu.cn(通信作者);展鹏磊(1992-),男,硕士生,主要研究方向为计算机视觉;关 凌(1955-),男,教授,主要研究方向为数字图像处理。

性能，并加快运算速度，对实际生产具有指导作用。

2　自适应邻域选择的 FPFH 特征提取算法

2.1　算法总述

自适应邻域选择的 FPFH 特征提取算法的逻辑框图如图 1 所示。



(a)拟合映射函数　　(b)构建算法

图 1　自适应邻域选择的 FPFH 特征提取算法

Fig. 1　Adaptive neighborhood selection FPFH algorithm

首先估算多对点云的密度，根据点云密度以人工计算的方法计算出多个邻域半径，计算点云 FPFH 特征完成 SAC-IA 配准[4]，统计配准性能最优时的邻域半径和点云密度，使用三次样条插值拟合法求解出此时邻域半径与点云密度的函数关系，称为映射函数，如图 1(a)所示；之后将映射函数与点云 FPFH 特征提取算法相结合，构建自适应邻域选择的 FPFH 特征提取算法，如图 1(b)所示。此算法计算 FPFH 特征时不再需要人为主观地调整邻域半径，能根据点云密度自行选择合适的邻域半径，达到自适应的目的。

2.2　映射函数

2.2.1　点云密度的估算

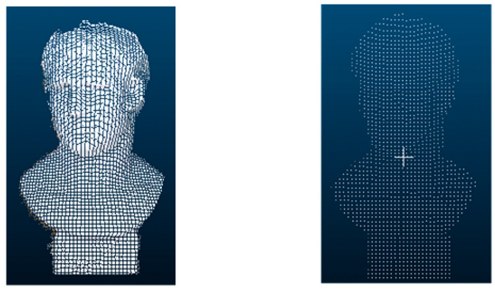
采集设备不同、设备距离场景远近不同，会使点云密度产生差异。现有的对点云密度的估算方法有基于距离的方法和基于分块的方法[9]。本文使用基于距离的平均距离密度表示法求解点云密度，通过计算点云各点的距离平均值来估算点云分布的疏密程度，点的距离一般取点云某一点 p 与点云中距离点 p 最近的点的距离。在点数为 N 的点云 C 中，用 $dis(p,q)$ 表示点 p 与其他任意点 q 之间的距离，用 d_p 表示点 p 与其他点的最小距离，则有：

$$d_p=\min(dis(p,q)),q=1,2,\cdots,N,p\neq q \tag{1}$$

则点云的平均距离密度由式(2)给出：

$$\bar{d}=\frac{1}{N}\sum_{p=1}^{N}d_p \tag{2}$$

平均距离 $\bar{d}$ 越小，点云分布越密集，密度则越大；$\bar{d}$越大，点云分布越稀疏，密度则越小。因此，通过平均距离来估算点云密度是可行的。图 2 为距离 Kinect V2 1.0m 与 3.2m 处的点云的密度变化。



(a)1.0 m 处的点云　　(b)3.2 m 处的点云

图 2　距离 Kinect V2 不同距离的点云分布

Fig. 2　Point cloud distribution at different distances from Kinect V2

2.2.2　点云 FPFH 特征描述符

点特征直方图 PFH[1-3]是以高维直方图的方式刻画点云的几何特性，通过统计点云内所有点的 K-邻域内点对的法线相对关系来形成直方图，计算过程的影响区域如图 3 所示。p_q 是查询点，位于半径为 r 的球心处，p_q 的 K-邻域点与 p_q 的距离均小于 r，该邻域内所有点均两两相连构成点对。计算 PFH 特征直方图就以这样的点对为基础。

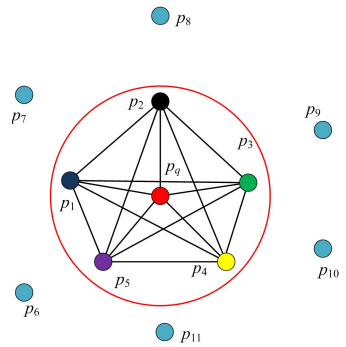


图 3　PFH 计算的影响区域

Fig. 3　Influence region for point feature histograms

点云中任意一个点 p 的点特征直方图 PFH 的计算基于局部坐标系和点云的表面法线，计算步骤如下：1)寻找该点位于给定半径 r 的球内 K-邻域点；2)对于该点的 K-邻域内的任意点对 p_i 与 p_j(i 与 j 不相等)，对应的法线分别为 n_i 与 n_j，在 p_i(p_i 是两点中法线与两点的连线所成夹角的较小者)上定义局部坐标系 uvw，如图 4 所示。

$$u=n_i \tag{3}$$

$$v=\frac{p_j-p_i}{\|p_j-p_i\|}\times u \tag{4}$$

$$w=u\times v \tag{5}$$

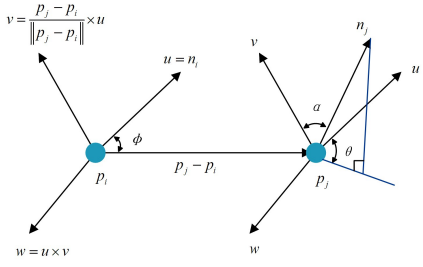


图 4　uvw 局部坐标系

Fig. 4　Local coordinate system uvw

在图 4 的坐标系中，通过计算 p_i 与 p_j 及其法线 n_i 与 n_j

之间的以下量值来计算 PFH 特征：

$$\alpha = v \cdot n_j \tag{6}$$

$$d = \| p_j - p_i \| \tag{7}$$

$$\phi = u \cdot \frac{p_j - p_i}{d} \tag{8}$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{w \cdot n_j}{u \cdot n_j}\right) \tag{9}$$

其中，$d = \| p_j - p_i \|$ 是两点的欧氏距离。通过计算 K-邻域内所有点对的(α,ϕ,θ,d) 4 组数值来表示点对的相对位置关系。但 d 对 PFH 特征的作用影响很小，通常可以省去，只需计算(α,ϕ,θ) 3 组数值即可。每个数值使用 5 个区间来统计，因此会生成 5^3 维的 PFH 特征向量。

由图 3 可知，PFH 的计算复杂度为 $O(nk^2)$（n 为点云的总点数），运算速度较慢。因此，Radu 等[4]提出 FPFH 特征提取算法，对 PFH 进行改进，将计算复杂度降低为 $O(nk)$，提升了运算速度。具体计算过程分为 3 步：1）对于查询点 p_q，只计算 p_q 与 p_q 的 K-邻域内的点之间的 PFH，称为 SPFH；2）对于 p_q 邻域内的各点，同样计算其 K-邻域内的点的 SPFH；3）使用式(10)计算 p_q 的 FPFH：

$$FPFH(p_q) = SPFH(p_q) + \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{w_i}SPFH(p_i) \tag{10}$$

其中，w_i 是点 p_q 与其邻域点 p_i 的欧氏距离，作为计算的权值。FPFH 特征计算的影响区域如图 5 所示。

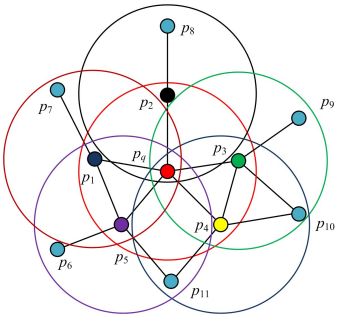


图 5 FPFH 计算的影响区域

Fig. 5 Iinfluence region for fast point feature histograms

由图 5 可知，在邻域半径一定时，点云的密度会影响到邻域内的点数，从而影响运算复杂度与速度；在点云密度一定时，不当的邻域半径会使运算速度减慢，运算时间可能成倍递增。距离 Kinect V2 1.0 m 与 3.2 m 处的两个点云上位置相同的一点，在选取相同邻域半径值时的 FPFH 特征如图 6 所示。图 6 说明了采集设备距离场景的不同将导致点云密度的差异，从而使相同位置的一点的 FPFH 特征也存在区别。

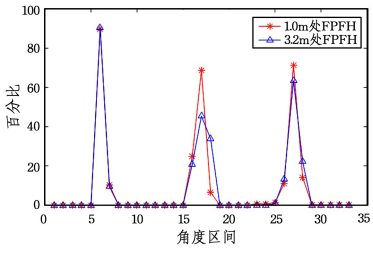


图 6 1.0 m 与 3.2 m 处的 FPFH 特征

Fig. 6 FPFH features when distance is 1.0 m and 3.2 m

因此，点云密度与邻域半径对 FPFH 的计算至关重要，在密度一定时，合适的邻域半径不仅可以提升 FPFH 特征的性能，还可以在保证性能的前提下提升运算速度。

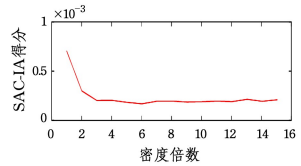
2.2.3 采样一致性初始配准算法

对每对点云对，根据点云密度 $\bar{d}$ 人工计算出多个邻域半径，计算 FPFH 特征完成采样一致性初始配准（SAC-IA）[4]，将配准性能最优时的邻域半径与点云密度统计出来，方法为：以配准误差得分为依据，参考点云配准视觉效果，综合选取得分小且效果好的半径与密度。

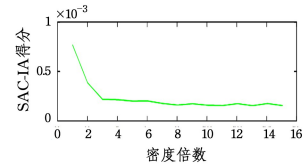
SAC-IA 配准算法的具体步骤为：1）在源点云 P 中，抽样选取彼此之间距离大于阈值 $d_{\min}$ 的 s 个样本点，$d_{\min}$ 根据点云的疏密程度选取；2）在目标点云 Q 中，查找出与步骤 1）的 s 个采样点的 FPFH 特征相同或者接近的一个点或多个点，选取其中一点作为 P 与 Q 的对应点；3）计算对应点的刚体变换矩阵，并求解配准误差得分。配准误差得分一般以 Huber 惩罚函数 $L_h(e_i)$ 表示：

$$L_h(e_i) = \begin{cases} \dfrac{1}{2}e_i^2, & \| e_i \| \leqslant t_e \\ \dfrac{1}{2}t_e(2\| e_i \| - t_e), & \| e_i \| > t_e \end{cases} \tag{11}$$

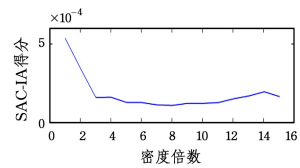
其中，t_e 为预先设置的阈值，e_i 为第 i 组对应点配准的距离误差。重复以上 3 个步骤，将误差得分最小的变换矩阵用于后续的配准中。由此可知，作为一个性能评价依据，误差得分越小，误差越小，配准性能越佳；反之，配准性能越差。图 7 为配准误差得分与点云密度倍数的关系图。



(a)1 m 处点云配准得分与密度倍数的关系



(b)2 m 处点云配准得分与密度倍数的关系



(c)3 m 处点云配准得分与密度倍数的关系

图 7 配准得分与点云密度倍数的关系

Fig. 7 Relationship of registration score and point cloud density multiple

2.2.4 拟合映射函数

为了能够根据点云密度 $\bar{d}$ 自适应选择邻域半径 r，需找出邻域半径 r 与密度 $\bar{d}$ 的函数关系，称为邻域半径密度映射函数，简称映射函数，记为 $f(\bar{d})$。本文使用三次样条插值拟合的方法求解映射函数。

三次样条插值[10-11]是通过一系列数据点的光滑曲线，该方法拟合的数值稳定且具有较好的收敛性，多应用于汽车制造、航天仪表等场合。数学上通过求解三弯矩方程组[12]得出

曲线函数组。设$[a,b]$上有插值节点 $a=x_1<x_2<\cdots<x_n=b$，对应函数值为 $y_1,y_2,\cdots,y_n$。若函数 $f(x)$满足 $f(x_j)=y_j$ $(j=1,2,\cdots,n)$，则 $f(x)$在$[x_j,x_{j+1}]$$(j=1,2,\cdots,n-1)$上都是不高于三次的多项式。当 $f(x)$在$[a,b]$上具有二阶连续导数时，称 $f(x)$为三次样条插值函数。$f(x)$在每个子区间$[x_j,x_{j+1}]$上都为一个三次多项式：

$$f_j(x)=a_jx^3+b_jx^2+c_jx+d_j,\ j=1,2,\cdots,n-1 \tag{12}$$

其中，a_j，b_j，c_j，d_j 为系数。

通过三次样条插值拟合出 $f(\bar{d})$各个分段区间的函数表达式，组成完整的映射函数，其形式如式(13)所示，其对于处在相应密度区间的点云密度均能给出合适的邻域半径。通过部分点拟合出的映射函数图形如图 8 所示，其中横坐标为点云密度放大 1000 倍后的值，纵坐标为 FPFH 邻域半径放大 1000 倍后的值。工程上可使用直线进行逼近，如图中虚线所示。

$$f(\bar{d})=\begin{cases} f_1(\bar{d}), & d_1\leqslant\bar{d}\leqslant d_2 \\ f_2(\bar{d}), & d_2\leqslant\bar{d}\leqslant d_3 \\ \vdots & \vdots \\ f_{n-1}(\bar{d}), & d_{n-1}\leqslant\bar{d}\leqslant d_n \end{cases} \tag{13}$$

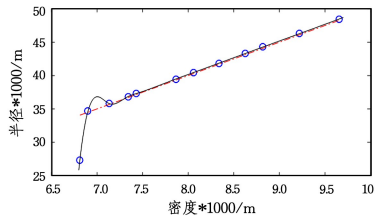


图 8　映射函数曲线

Fig. 8　Mapping function curve

2.3　自适应邻域选择的 FPFH 特征提取算法

将映射函数 $f(\bar{d})$与 FPFH 特征提取算法相结合来构建自适应邻域选择的 FPFH 特征提取算法。在计算 FPFH 特征前，先估算点云密度$\bar{d}$，之后根据映射函数 $f(\bar{d})$计算邻域半径 r，提取 FPFH 特征用于配准或者物体识别。该计算过程避免了人为参与调整的低效性和繁琐性，可根据点云本身的疏密程度选择与点云特性相匹配的邻域半径来计算 FPFH 特征。

3　实验与结果分析

为验证本文算法的有效性，在 CPU 为 Intel(R) Core (TM) i5-3470@3.2GHz、内存为 8GB 的 PC 上，使用 VS 2017 基于 PCL V1.80 点云库开发实验程序。测试数据为斯坦福大学的 Bunny 点云，该点云使用激光扫描设备每间隔 45°或 90°扫描模型制作，点数约为 40 000，数目较大。对点云进行体素滤波后分别手动选取邻域半径，并使用本文算法计算 FPFH 特征，完成 SAC-IA 配准。

图 9 为配准误差得分与邻域半径的关系图，半径每间隔 4 mm 手动取值，共有 20 个。图 10 为配准效果比较，图 10(a)为点云原始位置，图 10(b)－图 10(e)与图 9 中的 P_1，P_2，P_4，P_5 相对应，图 10(f)为采用本文算法提取特征进行配准的效果。表 1 为实验结果参数，分别与 P_1、P_2、P_4、P_5、本文算法(P_3，图 9 中的星号标注点)相对应。

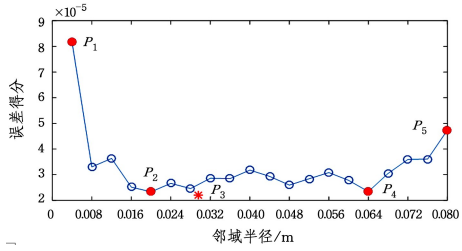
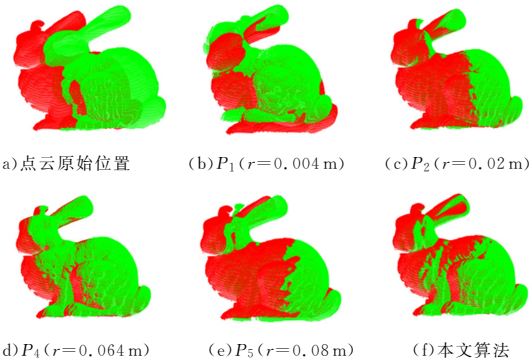


图 9　配准得分与邻域半径的关系

Fig. 9　Relationship between error score and neighborhood radius



(a)点云原始位置　(b)P_1(r=0.004 m)　(c)P_2(r=0.02 m)

(d)P_4(r=0.064 m)　(e)P_5(r=0.08 m)　(f)本文算法

图 10　配准效果的比较

Fig. 10　Comparison of registration effect

由图 10 可以看出，图 10(b)的整体配准效果不理想；图 10(c)、图 10(d)和本文算法的配准效果较为理想，三者配准得分相差无几；图 10(e)在耳朵与腿部的配准效果较差。

图 11 将图 10(c)、图 10(d)、图 10(f) 3 个子图进行细节比较，可以看出，图 10(c)、图 10(d)中耳朵部分没有完全重合，而本文算法结果图中耳朵部分重合效果更好。

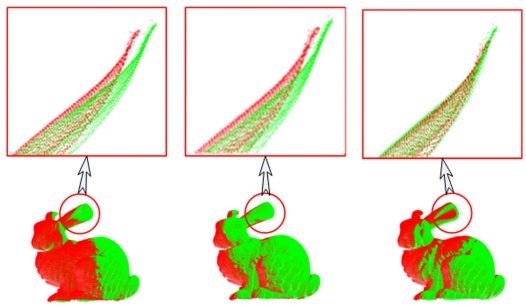


图 11　图 10(c)、图 10(d)、图 10(f)的细节比较

Fig. 11　Details comparison for (c), (d), (f) in Fig. 10

表 1　实验结果参数

Table 1　Experimental result parameters

方法	邻域半径 r/m	Score	$T_{\mathrm{FPFH}}+T_{\mathrm{SAC\text{-}IA}}$/s
人为调整	0.004	8.15853×10^{-5}	0.345+11.017
	0.020	2.33304×10^{-5}	2.242+11.338
	0.064	2.34060×10^{-5}	17.049+11.275
	0.080	4.73696×10^{-5}	23.927+11.234
本文算法	自适应选择	2.19205×10^{-5}	4.134+11.012

表 1 从数据分析方面进一步佐证，人工选取邻域半径的

方法较难给出合适的数值，过大的邻域半径会使得 FPFH 特征提取时间过长，且特征性能较差，如 P_5 点；过小的邻域半径虽能加快 FPFH 特征的提取速度，但特征性能急剧下降，如 P_1 点。本文提出的自适应邻域选择的 FPFH 特征提取算法所计算的特征在 SAC-IA 配准中的误差得分达到了 2.19205×10^{-5}，同时运算速度较快，总时间仅为 15.146 s。相比人为主观调整邻域半径的方法，本文方法一方面保证了 FPFH 特征的性能；另一方面具有较快的运算速度，克服了人为主观参与选值的盲目性、低效性与繁琐性，具有一定的实际指导意义。

结束语 在利用三维点云的 FPFH 特征描述符进行场景识别或者配准的过程中，人为调整 FPFH 特征计算邻域半径，既不能保证 FPFH 特征提取的性能，又不能使 FPFH 运算具有较快的速度，具有一定的盲目性、低效性与繁琐性。本文针对以上问题提出了自适应邻域选择的 FPFH 特征提取算法，该算法通过求解邻域半径与点云密度的映射函数关系，在计算 FPFH 特征时能自适应地选择邻域半径，一方面使得提取的 FPFH 特征具有良好的性能，另一方面使提取的时间较短，速度较快。实验表明，该算法具有可行性，具有较强的实用性。但是，该算法的运算速度并不是很快，没有达到实时要求，日后将继续进行改进，使运算速度更快，达到实时要求，并增强实用性能。

参 考 文 献

[1] RUSU R B, MARTON Z C, BLODOW N, et al. Persistent point feature histograms for 3D point clouds[C]// Proc 10th Int Conf. Intel Autonomous Syst (IAS-10). Baden-Baden, Germany: IOS Press, 2008: 119-128.

[2] RUSU R B, MARTON Z C, BLODOW N, et al. Learning informative point classes for the acquisition of object model maps [C]// 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, 2008 (ICARCV 2008). IEEE, 2008: 643-650.

[3] RUSU R B, BLODOW N, MARTON Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008 (IROS 2008). IEEE, 2008: 3384-3391.

[4] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009 (ICRA'09). IEEE, 2009: 3212-3217.

[5] TAO Y, ZHOU J. Automatic apple recognition based on the fusion of color and 3D feature for robotic fruit picking[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 142: 388-396.

[6] HUANG J, YOU S. Detecting objects in scene point cloud: A combinational approach[C]// 2013 International Conference on 3D Vision-3DV 2013. IEEE, 2013: 175-182.

[7] NASAB S E, KASAEI S, SANAEI E, et al. Multiview 3D reconstruction and human point cloud classification[C]// 22nd Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). IEEE, 2014: 1119-1124.

[8] SHEN B, YIN F, CHOU W. A 3D Modeling Method of Indoor Objects Using Kinect Sensor[C]// 2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). IEEE, 2017: 64-68.

[9] YE A F, GONG S R, WANG C H, et al. Point Cloud Density Extraction Based on Stochastic Distribution Estimation[J]. Computer Engineering, 2009, 35(4): 183-186. (in Chinese)
叶爱芬，龚声蓉，王朝晖，等. 基于随机分布估计的点云密度提取[J]. 计算机工程，2009，35(4)：183-186.

[10] SADIKIN R, SWARDIANA I W A, WIRAHMAN T. Cubic spline interpolation for large regular 3D grid in cylindrical coordinate[C]// International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications (IC3INA). IEEE, 2017: 1-6.

[11] REVESZ P Z. A recurrence equation-based solution for the cubic spline interpolation problem[J]. International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences, 2015, 9(1): 446-452.

[12] CHENG L, CHEN H, YU Q, et al. Research on bionic olfactory temperature compensation mechanism[C]// 2017 2nd International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). IEEE, 2017: 316-321.