

文章编号:1007-2780(2018)03-0238-07

无人飞行器自主降落区识别方法研究

黄建宇¹, 屈玉福^{1*}, 姜吉祥²

(1.北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191;

2.北京机电工程研究所 北京 100074)

摘要:为实现无人飞行器的自主降落,针对降落平坦区域包含特征较少、且分布无规律、形状各异等特点,本文设计了一种基于点云几何特征的快速点云分块和平坦区识别方法。该方法通过无人飞行器上的相机获取二维图像,并使用多视角立体三维重建技术获得场景三维点云,提出了以空间距离作为平滑项、以点在Z方向上的高度作为相似项的三维点云滤波算法对三维点云滤波,设计了基于点云法线和曲率的聚类分块对点云进行区域划分,然后改进RANSAC算法拟合点云平面,筛选出无人飞行器飞行场景的平坦区,并最终确定出无人飞行器的最佳降落区。最后,用本文所设计方法对戈壁人工沟壑、戈壁自然沟壑和小区花园等实拍场景图像进行降落区识别,实测结果显示识别出的区域地形起伏均小于 0.125 m/m^2 ,满足无人飞行器降落要求。

关键词:3D重建;无人飞行器;点云处理

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20183303.0238

Method for identifying the landing area of unmanned aerial vehicle

HUANG Jian-yu¹, QU Yu-fu^{1*}, JIANG Ji-xiang²(1. School of Instrument Science and Optoelectronic Engineering,
Beihang university, Beijing 100191, China;

2. Institute of Electrical and Mechanical Engineering, Beijing 100074, China)

Abstract: In order to achieve unmanned aerial vehicle self-landing, considering the characteristics of UAVs (unmanned aerial vehicle) landing areas which are lack of features and irregular distribution in different shapes, an UAV landing area identification method is proposed based on point cloud processing technologies in this paper. Multi-view 3D reconstruction algorithm is used to generate point cloud from images captured by a camera fixed on an UAV. Taking the spatial distance as the smoothing term and the height of the points in the Z direction as the similarity term, a 3D point-cloud bilateral filtering algorithm is proposed in this paper to reduce noise points. A cluster segmentation based on the normal and curvature information of point cloud is designed to segment the point clouds. And an improved RANSAC algorithm for plane fitting is used to identify flat areas. Then, a selection method

收稿日期:2017-11-10;修订日期:2018-01-08.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51675033)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 51675033)

* 通信联系人, E-mail: qyf@buaa.edu.cn

is proposed to select landing area for UAV. At last, several real scenes' images are used to generate point clouds to test the accuracy of the algorithm. The experimental results show that the fluctuation of the identified area is less than 0.125 m^2 , which meet the requirements of UAV's landing.

Key words: 3D reconstruction; unmanned aerial vehicle; point cloud processing

1 引言

近几年,无人机已被广泛应用于农业、能源、公共安全和基础设施等领域,但目前大多数无人机都使用人工遥控飞行。随着未来登月计划和火星探测等航空航天、深空探测、军事和民用等领域对侦察、救援、防御以及行星探测等工作需求,急需不依赖于人工操控,甚至不依赖于卫星导航、完全自主飞行的无人飞行器。无人飞行器通过自身携带的相机,可以获取所飞经地面的二维场景图像,然后通过多视角三维重建技术^[1-5]得到场景的三维点云数据,从而确定无人飞行器与场景之间的相互位置关系,用以规划飞行路径、定位和导航等。

无人飞行器自主飞行的降落阶段是最关键也是最容易出事故的阶段,其中降落区的识别又是降落阶段最为关键的一个环节。因此,浙江大学的黄大龙通过在无人直升机上搭载单目相机并配合单目视觉算法,依靠地表平面到图像平面的单应关系,通过匹配像点识别出无人直升机的降落区域^[6]。但该方法只是依赖二维图像的地形检测来识别降落区域,二维图像由于拍摄角度的问题,有图像识别歧义,容易引起降落区的误判断。中国科学院的范保杰通过无人机拍摄的序列图像完成场景的三维重建,并利用最小中位数和随机抽样算法(RANSAC)从重建点云中找出地面的安全降落区^[7]。该方法基于三维场景识别降落区,识别的准确性和可靠性都较高,但该方法难以检测出分散在场景中的多块不连续的平坦地形。从三维场景识别降落区可以有效消除二维图像的识别歧义,使识别结果更可靠,因此基于三维场景点云的方法必将成为未来降落区识别的主流方法。但目前基于三维点云的识别方法大多都是针对确定目标物体的检测和分类^[8-12],且由于识别目标的复杂和点云数据量的庞大,大多算法耗时较长,不适合无人飞行器自主飞行这种根据飞行器自身对场景的理解,并实时找出目标降落区的应用

需求。

因此,针对能满足无人飞行器降落的平坦区域所包含的特征较少且分布没有规律、特征形状各异、而且平坦区周围地形复杂多样、难以找到具有一定的规律和先验数据的问题,本文设计了一种基于点云几何特征的快速点云分块和平坦区识别方法,能够有效从点云数据中分割、并识别出可供降落的平坦区域。识别区的面积大小和地形起伏要求需要同无人机的尺寸相匹配,一般的民用无人机大小不超过一平方米,以一平方米的地面为例,当地形起伏小于15 cm时,无人机能够安全着陆。

2 降落区识别整体流程

降落区识别整体流程图如图1所示,主要分为以下几个步骤:

(1)携带相机的无人飞行器在飞行过程中对场景进行拍摄,得到场景的二维图像数据;

(2)通过对二维图像进行处理并进行结构计算(structure from motion)^[1],进而通过多视角三维重建技术(multiple-view stereo)^[3],获得场

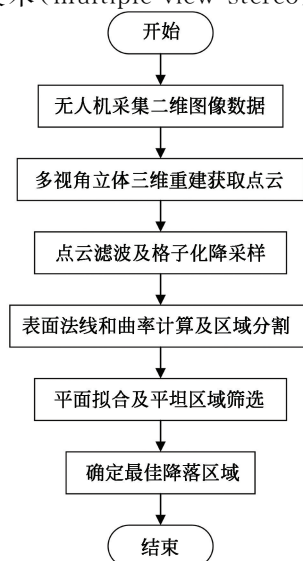


图1 无人飞行器自主降落区识别方法流程图

Fig.1 Flow chart of landing area identification method

景的稠密的点云数据;

(3) 对点云进行滤波处理和格子化降采样处理;

(4) 计算点云的表面法线和曲率,并以法线和曲率信息通过区域增长分割的方式将点云分块;

(5) 分别对划分后的区域块进行平面拟合,并计算平面的表面法线;

(6) 利用拟合所得平面区域以及法线等信息识别出点云中的平坦区域,并从中找到适合无人飞行器降落的子区域,并将降落区标记出来。

2 点云滤波

在通过结构计算和多视角三维重建技术从二维图像生成的三维点云数据中,通常包含稀疏离群点或者误差点,这些离群点、误差点会使得局部点云特征的估计复杂化,对点云的后续处理造成极大的干扰并引入较大的误差。同时由于大部分点云的数据量庞大,不利于点云识别的快速计算。因此,本文首先利用包围球滤波器和统计分析法对滤除大尺度离散噪声点,然后再通过三维点云双边滤波方法对点云进行处理,最后经过点云格子化降采样,得到排列整齐、分布均匀的稀疏点云。

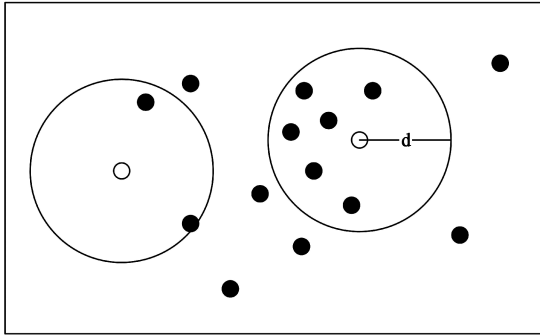


图 2 包围球算法示意图

Fig.2 Radius outlier algorithm

2.1 包围球滤波器和统计分析方法

包围球滤波器可以去除大尺度噪声点,其原理如图 2 所示,其中白色圆点为点云目标点,黑色圆点为目标点的邻域点, d 为包围球算法判断半径。为了适应对不同密度点云的处理,本文方法以点云中的点之间的平均距离的 3 倍作为搜索半径,首先判断一个点是否为噪声点需要以其半径

范围内是否存在 6 个邻域点为判据,少于 6 个邻域点的点作为噪声滤除。

而后通过 Statistical Outlier^[13] 统计分析法去除包围球滤波后的不具有离散性质的噪声点,点云中点与邻域点的平均距离近似服从高斯分布,计算一个邻域内所有点到该邻域其他点距离的均值,并得到这些平均距离的标准差,把平均距离在一个标准差范围以外的点作为噪声点滤除。

2.2 点云双边滤波方法

为了能够快速滤除点云噪声,并使三维场景保留地形特征,本文在双边滤波算法^[14] 的基础上设计了一种三维点云的双边滤波方法。以点的空间距离作为平滑项,以点在 Z 方向上的高度作为相似项,由高斯平滑因子和相似度权重因子组成三维点云双边滤波公式。不失一般性,任取三维点云中的一点 $g(x, y, z)$, 其邻域 $N(g)$ 内的三维点记为 $g_i(x_i, y_i, z_i)$, 其函数定义如下:

$$W_c(\|g - g_i\|) = e^{-\|g - g_i\|^2 / 2\sigma_c^2}, \quad (1)$$

$$\|g - g_i\| = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2}, \quad (2)$$

$$W_s(|z - z_i|) = e^{-|z - z_i|^2 / 2\sigma_s^2}, \quad (3)$$

其中 W_c 为标准高斯滤波函数的平滑因子, σ_c 是高斯核。 $\|g - g_i\|$ 表示两点之间的空间距离。 W_s 为相似度加权函数的权重因子, σ_s 为惩罚因子, $|z - z_i|$ 表示三维点 g 与 g_i 的 Z 方向的高度差值。联立式(1)、式(2)和式(3),可以得到点云的双边滤波公式:

$$\hat{z} = \frac{\sum_{g_i \in N(g)} W_c(\|g - g_i\|) W_s(|z - z_i|) z_i}{\sum_{g_i \in N(g)} W_c(\|g - g_i\|) W_s(|z - z_i|)}. \quad (4)$$

通过点云的双边滤波算法对点云进行降噪处理,以双边滤波后得到的 $\hat{z}$ 代替原来的 Z 值,在有效去除了离散孤立的噪声点的同时尽可能保留了点云细节。

2.3 点云格子化降采样

为了不影响后期识别精度并尽可能提高识别速度,本文利用体素网格过滤器(Voxel Grid filter)对三维点云进行格子化降采样。在输入的三维点云中创建很多 3D 体素网格,然后在每个体素中,利用下采样的思想将体素内的点用其质

心替换。利用体素网格处理整个三维点云,可以实现对点云的降采样,压缩点云的数据量,提高后续步骤的计算速度。

3 点云区域分割

结合本文无人飞行器降落区识别的目的,本文通过使用点云的法线和曲率的聚类分块,以种子点扩散的方式找出具有相似平滑度的点云表面块,完成点云的区域分割。点云分割的具体计算步骤如下:

(1)首先,计算点云中所有点的法线^[15]和曲率^[16],并根据曲率大小排序。

(2)建立种子集合 S_c 并设置当前区域 R_c ,将点云中曲率值最小的点 $p_{\min}$ 作为种子点添加到种子集合 S_c 中。

(3)从 S_c 中取出一个点作为当前种子点,使用K最近邻搜索方法寻找与该种子点在空间上最接近的邻域点:

(a)计算邻域内所有点的法线与当前种子点 $p_{\min}$ 法线之间的角度,如果角度小于角度阈值 θ_{th} ,则将邻域点添加到当前区域 R_c 。

(b)同时,在这些新加入当前区域的点中,如果其曲率值小于曲率阈值 C_{th} ,则将该点加入种子集合 S_c 中。

(4)重复步骤(3),直到种子点集合 S_c 变为空,则当前区域 R_c 即为分割出的块区域。

从点云中删除已经分割出的块区域的点,算法将重新进行新的区域增长和分割,重复步骤(2)及之后的计算,最终点云将会被分割成若干连续的具有相似平滑度表面的若干块区域。

4 平坦区域识别

4.1 平面拟合

经过区域分割后的点云块,需要从中进一步筛选出能够用于降落的平面区域。为了更加稳定地获得较好的平面参数估计,使结果具有更强的鲁棒性,本文使用结合特征值的改进的RANSAC算法^[17]进行点云平面拟合,通过选取自适应阈值完成平面内点的筛选,其计算步骤如下:

(1)对于分割出的每一个点云块区域,从中任选3个不共线的点,解算出其对应的估计平面方

程 $ax + by + cz = d$ 的参数;

(2)计算区域内所有点到该估计平面的距离 $d_i = |ax_i + by_i + cz_i - d|$,并计算 d_i 的标准差 σ_0 ;选取距离阈值 $t = 2\sigma_0$ 。将 $d_i > t$ 的点作为异常点剔除, $d_i < t$ 的点作为内点保留。统计该平面模型对应的内点数 P_{num} ;

(3)重复(1),(2)步骤,次数为 M 次(本文取 $M=30$),以内点数 P_{num} 最大的平面作为有效平面。

以有效平面的内点作为拟合数据,采用特征值法对平面参数进行重新估计,即可得到该区域对应的平面模型参数。

4.2 最佳降落区选取

经过前述的点云区域分割和平面拟合,得到了一系列平面参数已知的区域块,接下来需要从这些区域块中筛选出尺寸满足要求且表面平坦并接近水平的区域。本文设计了一种快速从点云块中识别出平坦区并标记最佳降落区的方法。由于点云经过滤波和降采样处理,其分布变得相对均匀,利用统计分析方法,可以估计出点云的分布密度,即点云单位面积内的点的数量,根据飞行器需要的降落区面积,可估计该区域至少包含的点数,记为 N_{area} 。处理步骤如下:

(1)首先剔除面积较小的区域子块,当块内点数小于 N_{area} 予以剔除。

(2)对于分割出的每一个子区域块,均对应一个拟合平面,计算该拟合平面的法向量与 z 方向(竖直方向)的夹角 γ_i ,若夹角满足阈值条件(即 $\gamma_i \leq \gamma_T$,本文取 $\gamma_T = 5^\circ$),则保留该区域块,否则予以剔除。最终剩下的区域块组成平坦区域块集合 S_{flat} 。

(3)对剩下的区域块进行起伏测试,对 S_{flat} 中的每一个区域块,选取曲率最小的点作为中点进行K最近邻搜索(K 值取 N_{area}),对这些邻域点组成的子区域重新进行平面拟合,并计算子区域内点到平面的离差,若小于阈值 α_0 (本文取 $\alpha_0 = 0.125 \text{ m}$),则保留该子区域。从所有子区域块中找出法线方向与 z 方向最接近的子块作为最佳降落区。

通过以上步骤,能从复杂地形点云中识别出平坦区域并定位出适合无人飞行器安全降落的子区域。

5 实验结果

本文获取无人飞行器对不同场景拍摄的图像,通过多视角立体三维重建得到三维点云数据,分别进行了平坦区识别,图像来自大疆精灵 4 无人飞行器携带的相机对真实野外场景的拍摄,不同角度下的重建点云和识别效果如图 3~图 8 所示。为了验证本文算法的适用性,本文使用的实验数据来自地形复杂、结构多样的小区花园地形和结构简单、纹理单一的戈壁自然沟壑地形。其中为了保证算法在纹理单一且地形复杂的情况下依然使用,本文还使用了戈壁人工沟壑作为实验对象。

其中图 3、图 5 和图 7 分别显示了戈壁人工沟壑、戈壁自然沟壑和小区花园的三维重建点云效果图。图 4、图 6 和图 8 分别显示了不同场景的平坦区识别结果(图中绿色区域表示满足要求的平坦区域,蓝色区域表示最佳降落区)。

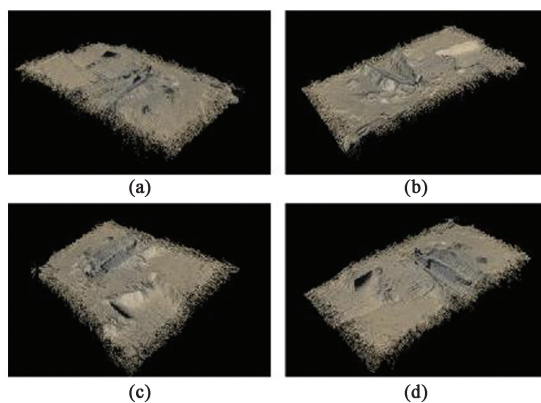


图 3 戈壁人工沟壑三维重建效果图

Fig.3 3D reconstruction of desert artificial gully

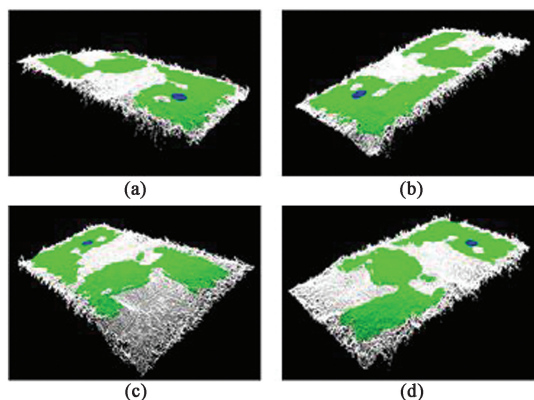


图 4 戈壁人工沟壑点云降落区识别效果图

Fig.4 Landing area identification of desert artificial gully

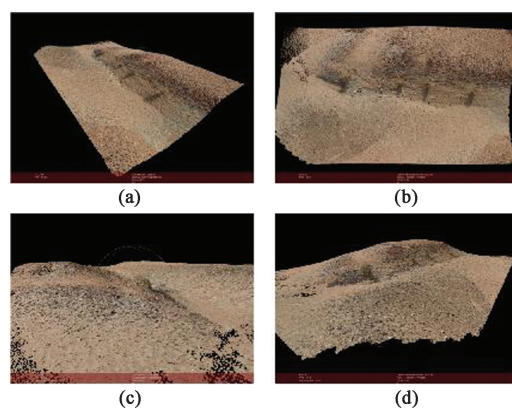


图 5 戈壁自然沟壑三维重建效果

Fig.5 3D reconstruction of desert natural gully

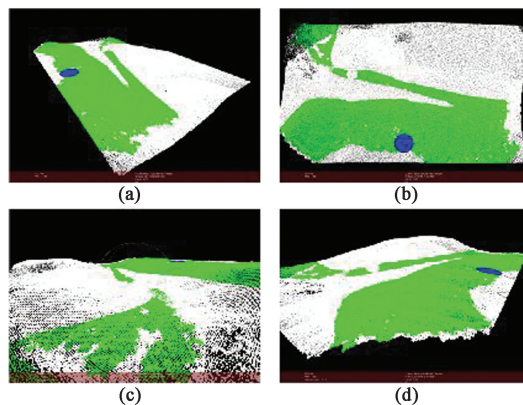


图 6 戈壁自然沟壑识别效果

Fig. 6 Landing area identification of desert natural gully

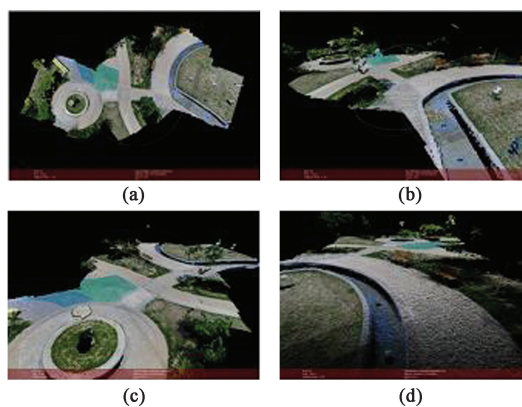


图 7 小区花园三维重建效果

Fig.7 3D reconstruction of garden

为了检验识别出的平坦区的精度,本文对识别出的降落区地形的起伏进行实地测量,统计了每平方米上地形的起伏高度差,结果如表 1 所示。

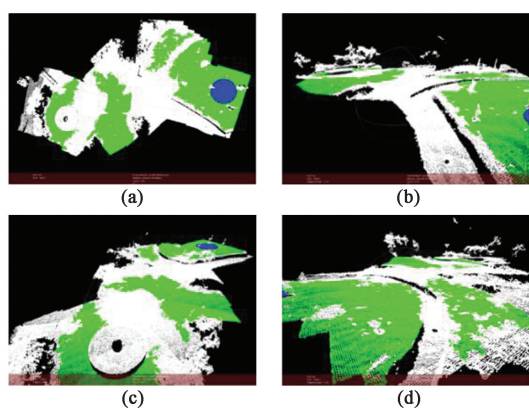


图8 小区花园识别效果图

Tab.8 Landing area identification of garden

单位面积(每平方米)上的地形起伏不超过 0.125 m,能满足无人飞行器安全降落的要求。

表1 平坦区起伏测试

Tab.1 Fluctuation test

number	area/m ²	fluctuation/m	Average fluctuation /(m · m ⁻²)
1	0.999	0.041	0.041
2	1.276	0.113	0.089
3	1.008	0.088	0.087
4	1.561	0.121	0.078
5	2.395	0.078	0.033
6	1.315	0.096	0.073
7	1.524	0.112	0.073
8	1.623	0.085	0.052
9	2.121	0.106	0.050

续表

number	area/m ²	fluctuation/m	Average fluctuation /(m · m ⁻²)
10	1.256	0.076	0.061
mean	1.445	0.088	0.054

6 结 论

本文为适应无人飞行器自主飞行的发展需要,解决无人飞行器自主飞行的降落阶段的降落区识别问题,针对能满足无人飞行器降落的平坦区域所包含的特征较少、且分布没有规律、特征形状各异、而且平坦区周围地形复杂多样、难以找到一定的规律和先验数据的问题,设计了基于无人飞行器二维序列图像的三维场景重建方法来获取场景稠密点云,并研究基于重建三维场景的降落区识别方法。并针对无人飞行器降落区三维点云特点,设计了以空间距离作为平滑项、以点在Z方向上的高度作为相似项的点云双边滤波算法,即滤除了三维点云中的噪声点,又有效保留了场景中的特征信息。以点云法线和曲率对点云进行聚类分割并经过改进的RANSAC平面拟合和平坦区筛选方法识别出点云中适合无人飞行器的降落区域。经过对戈壁人工沟壑、戈壁自然沟壑和小区花园等真实场景进行降落区实测验证,本文所设计方法识别出的适合无人飞行器的降落区的地形起伏均小于 0.125 m@m²,满足无人飞行器降落要求。为将来无人飞行器的自主飞行的广泛应用提供较好的预先研究基础。

参 考 文 献:

- [1] MOULON P, MONASSE P, MARLET R. Adaptive structure from motion with a Contrario model estimation [C]//*Proceedings of the 11th Asian Conference on Computer Vision*. Daejeon, Korea: Springer-Verlag, 2012: 257-270.
- [2] FURUKAWA Y, PONCE J. Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis [C]//*Proceedings of 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis, MN, USA: IEEE, 2007: 1-8.
- [3] SHEN S H. Accurate multiple view 3D reconstruction using patch-based stereo for large-scale scenes [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5): 1901-1914.
- [4] 林义闽,吕乃光,娄小平,等.用于弱纹理场景三维重建的机器人视觉系统 [J]. *光学精密工程*, 2015, 23(2): 540-549.
- LIN Y M, LV N G, LOU X P, et al. Robot vision system for 3D reconstruction in low texture environment [J].

- Optics and Precision Engineering, 2015, 23(2): 540-549. (in Chinese)
- [5] 李劲澎, 姜挺, 肖达, 等. 基于关系图的无人机影像三维重建 [J]. 光学 精密工程, 2016, 24(6): 1501-1509.
LI J P, JIANG T, XIAO D, *et al.* On diagram-based three-dimensional reconstruction of UAV image [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(6): 1501-1509. (in Chinese)
- [6] 黄大龙. 基于单目视觉无人直升机辅助降落的研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
HUANG D L. Research on unmanned helicopter aided landing based on monocular vision [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012. (in Chinese)
- [7] 范保杰. 自动目标跟踪与无人机自主降落中的视觉方法研究 [D]. 沈阳: 中国科学院沈阳自动化研究所, 2011.
FAN B J. The visual method study in automatic object tracking and UAV autonomous landing [D]. Shenyang: Shenyang Institute of Automation Chinese Academy of Sciences, 2011. (in Chinese)
- [8] GUO Y L, BENNAMOUN M, SOHEL F, *et al.* 3D object recognition in cluttered scenes with local surface features: a survey [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(11): 2270-2287.
- [9] FROME A, HUBER D, KOLLURI R, *et al.* Recognizing objects in range data using regional point descriptors [C]//PAJDLA T, MATAS J. Computer Vision-ECCV 2004. Berlin, Heidelberg: Springer, 2004: 224-237.
- [10] RUSU R B, HOLZBACH A, BEETZ M, *et al.* Detecting and segmenting objects for mobile manipulation [C]//*Proceedings of the IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops*. Kyoto, Japan: IEEE, 2009: 47-54.
- [11] 孙杰, 赖祖龙. 利用随机森林的城区机载 LiDAR 数据特征选择与分类 [J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2014, 39(11): 1310-1313.
SUN J, LAI Z L. Airborne LiDAR feature selection for urban classification using random forests [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(11): 1310-1313. (in Chinese)
- [12] 马鑫, 魏仲慧, 何昕, 等. 三维枪弹痕点云数据处理及特征提取研究 [J]. 液晶与显示, 2016, 31(9): 889-896.
MA X, WEI Z H, HE X, *et al.* Processing and feature extraction for three-dimensional bullet point cloud data [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(9): 889-896. (in Chinese)
- [13] HIDO S, TSUBOI Y, KASHIMA H, *et al.* Statistical outlier detection using direct density ratio estimation [J]. *Knowledge and Information Systems*, 2011, 26(2): 309-336.
- [14] DURAND F, DORSEY J. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2002, 21(3): 257-266.
- [15] 袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 尖锐特征曲面散乱点云法向估计 [J]. 光学 精密工程, 2016, 24(10): 2581-2588.
YUAN X C, WU L S, CHEN H W. Normal estimation of scattered point cloud with sharp feature [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(10): 2581-2588. (in Chinese)
- [16] RUSU R B. Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments [J]. *KI-Künstliche Intelligenz*, 2010, 24(4): 345-348.
- [17] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.

作者简介: 黄建宇(1992—), 男, 云南临沧人, 硕士生, 主要从事计算机视觉三维重建方面研究。E-mail: 18806976726@163.com

屈玉福(1976—), 男, 博士, 陕西靖边人, 副教授, 主要从事视觉检测和计算成像方面的研究。E-mail: qyf@buaa.edu.cn

姜吉祥(1987—), 男, 山东济宁人, 工程师, 主要从事 ATR 方面的研究。E-mail: jxxldy@163.com。