



深蓝学院
shenlanxueyuan.com

三维点云处理 第四节作业讲解

主讲人 贾清源



纲要

- 第一部分：地面滤除
- 第二部分：聚类

地面滤除

【RANSAC平面拟合】

- 随机选取三个点，根据它们拟合一个平面
- 计算所有点到平面的距离，根据设定的阈值判断是否属于内点，并记录内点数、平面参数
- 将当前内点数量与之前最好的相比，记录它们之间最优值
- 直到达到最大迭代次数或者达到设置内点率

```
40 def ground_segmentation(data):
41     # 作业1
42     # 屏蔽开始
43     n = len(data)
44     #设置参数
45     iter_num = 100 #迭代次数
46     sigma = 0.3 #点到平面的差值
47     p = 0.99 #准确率
48     outlier_ratio = 0.5 #e
49     #记录最好的拟合平面参数: Ax + By + Cz + D = 0
50     best_idx = []
51     best_inliner = (1-outlier_ratio)*n
52     best_A, best_B, best_C, best_D = 0, 0, 0, 0
```

地面滤除

【RANSAC平面拟合】

- 随机选取三个点，根据它们拟合一个平面
- 计算所有点到平面的距离，根据设定的阈值判断是否属于内点，并记录内点数、平面参数
- 将当前内点数量与之前最好的相比，记录它们之间最优值
- 直到达到最大迭代次数或者达到设置内点率

```
54 for i in range(iter_num):
55     #随机选点
56     random_index = random.sample(range(n), 3)
57     point0 = data[random_index[0]]
58     point1 = data[random_index[1]]
59     point2 = data[random_index[2]]
60     #两向量叉乘，得到拟合平面的法向量
61     vector0_1 = point1 - point0
62     vector0_2 = point2 - point0
63     N = np.cross(vector0_1, vector0_2)
64     A, B, C = N[0], N[1], N[2]
65     D = -np.dot(N, point0)
66     #根据拟合平面和sigma,计算inliner点数
67     inliners = 0
68     #距离公式: d = (Ax + By + Cz + D) / sqrt(A**2 + B**2 + C**2)
69     distance = abs(np.dot(data, N)+D) / np.linalg.norm(N)
70
71     idx = distance < sigma
72     inliners = idx.sum()
73     #更新参数
74     if inliners > best_inliner:
75         best_idx = idx
76         best_inliner = inliners
77         best_A, best_B, best_C, best_D = A, B, C, D
78     #提前终止
79     if inliners > (1-outlier_ratio)*n:
80         break
81     #segmengted_cloud_idx = np.where(best_idx)[0]
82     segmengted_cloud_idx = best_idx
83     # 屏蔽结束
84     print('origin data points num:', data.shape[0])
85     print('segmented data points num:', segmengted_cloud_idx.sum())
86     return segmengted_cloud_idx
```

【DBSCAN聚类】

不知道聚类数量，基于密度聚类

- 设置DBSCAN的距离阈值dis,以及min_sample, 对传入的点构建Kdtree
- 先找出初始核心点，将其填入到core_set，作为循环开始

```
def clustering(data):  
    # 作业2  
    # 屏蔽开始  
    dis = 0.5  
    min_sample = 5  
    n = len(data)  
  
    #构建kdtree  
    leaf_size = 8  
    kdtree = neighbors.KDTree(data, leaf_size)  
  
    #初始化对象集合、未访问集合、聚类个数、聚类索引  
    core_set = set()  
    unvisit_set = set(range(n))  
    k = 0  
    cluster_index = np.zeros(n, dtype=int)  
  
    #通过kdtree与min_sample条件判断所有核心点  
    nearest_idx = kdtree.query_radius(data, dis)  
    for i in range(n):  
        if len(nearest_idx[i]) >= min_sample:  
            core_set.add(i)
```

从`core_set`中随机抽取点，未访问集合中删去它，访问集合中添加它。

- 从访问集合中取第一个点，判断是否为核心点，是的话将其临近点与未访问集合的交集加入到访问集合，未访问集合删去它们，不断循环直到访问集合为空
- 用前一次的未访问集合减去当前的未访问集合得到第 k 类聚类，在`core_set`中去掉该类核心点，属于第 k 类。
- 不断循环，直到`core_sets`为空。

最后将未访问集合设为噪声点，类别为-1

```
while len(core_set):
    unvisit_set_old = unvisit_set
    core = list(core_set)[np.random.randint(0, len(core_set))]
    unvisit_set = unvisit_set - set([core])
    visited = []
    visited.append(core)

    while len(visited):
        new_core = visited[0]
        if new_core in core_set:
            S = set(unvisit_set) & set(nearest_idx[new_core])
            visited.extend(list(S))
            unvisit_set = unvisit_set - S
            visited.remove(new_core)
        cluster = unvisit_set_old - unvisit_set
        core_set = core_set - cluster
        cluster_index[list(cluster)] = k
        k = k + 1
    print("core_set:", len(core_set), "unvisit_set:", len(unvisit_set))
#噪声设置为-1
noise_cluster = unvisit_set
cluster_index[list(noise_cluster)] = -1
# 屏蔽结束
return cluster_index
```

感谢各位聆听 !
Thanks for Listening

