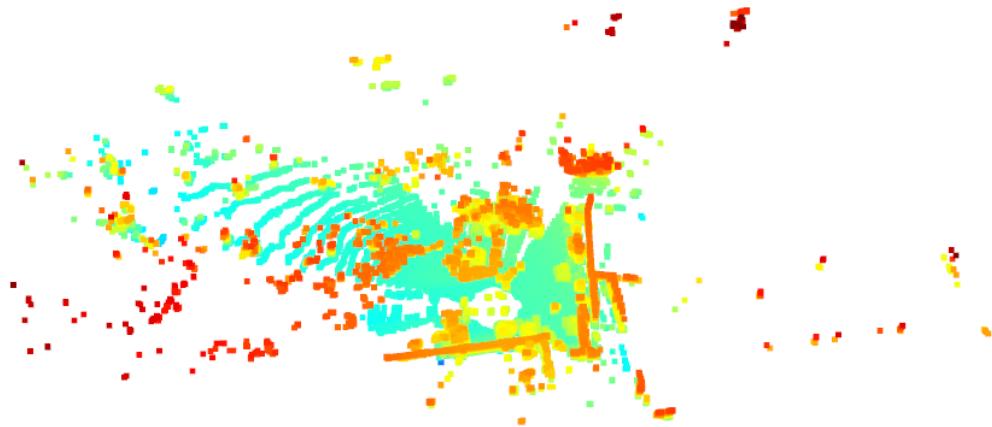


项目流程

1. 数据读取

读取来自kitti目标检测集和点云数据



图一. 原始的一帧点云信息

2. 路面点去除

- 预处理:估计每个点的法向量,从而首先排除与路面接近垂直的平面
- 通过o3d自带的路面分割算法(基于ransac)进行路面切割,得到路面的平面模型

3. 获取路面物体

- 选择与路面距离大于一个阈值的点作为非地面点
- 根据点xyz方向的约束进一步筛选

4. DBSCAN聚类

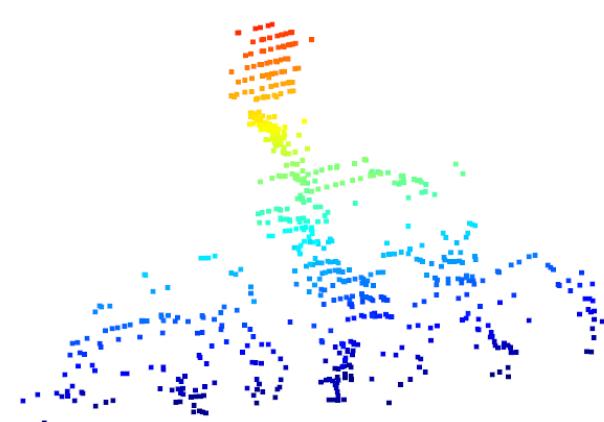
调用O3D的DBSCAN实现,得到物体的聚类信息,包括标签



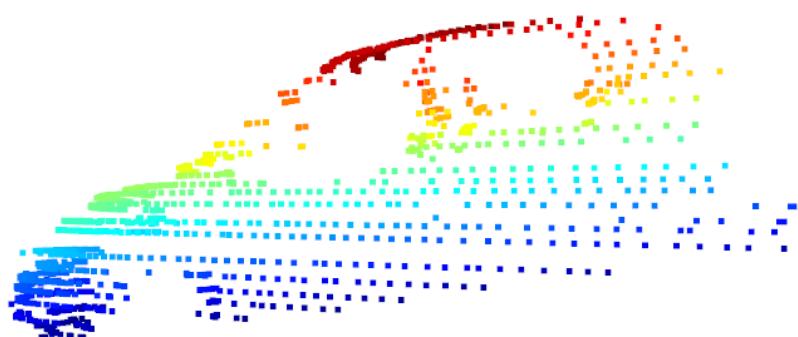
图二. 道路点点云可视化



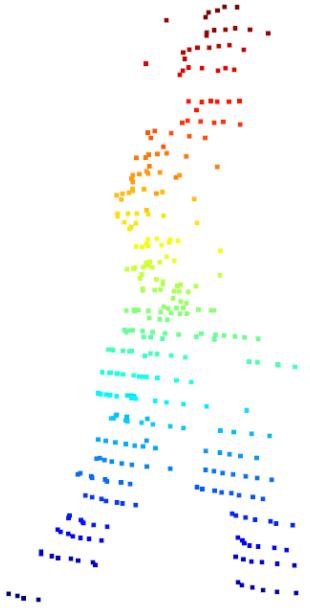
图三. 全局聚类物体点云



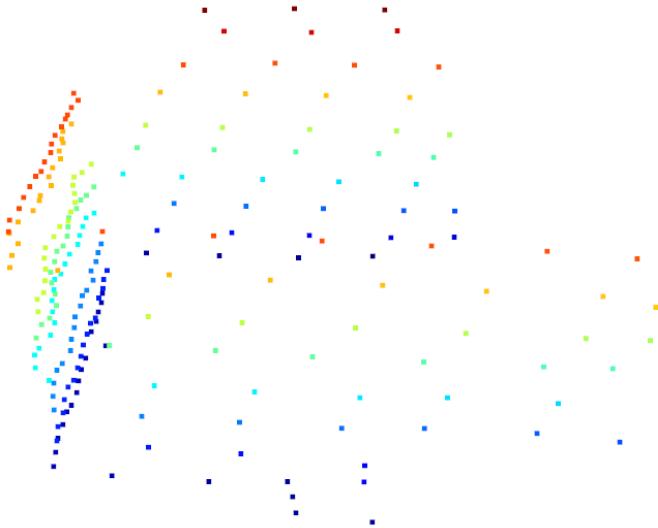
图四. 骑行者(cyclist)点云聚类效果



图五. 汽车(car)点云聚类效果



图六. 行人(pedestrian)点云聚类效果



图七. 其他物体(msic)点云

5. 数据存储

- 从kitti原数据中读取标签信息,包括Boundingbox大小,物体类别,yaw角,位置等信息.
- 通过相机lidar外参标定,yaw角等信息将点云转换到相机坐标系
- 通过标签中的物体维度信息,对聚类点云进行过滤,并用NMS算法选择最佳标签
- 将数据根据label中的四大类别分别放入'vehicle', 'pedestrian', 'cyclist', 'misc' 四个文件夹中

- 在后来代码的重构中用了多线程池,试图增加速度,但是效果不够明显.
6. 数据增强
- 获取数据分布情况,从下图可以看出,各数据数量有明显差距,需要增强

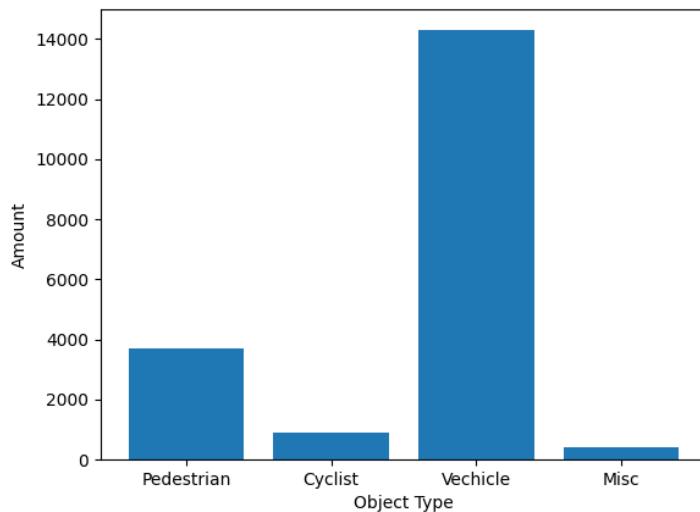


图8. 四种类型物体初始数量柱状图

- 这里数据增强的方式包括:
 - i. 根据不同类物体比例关系添加数量少的种类的物体
 - ii. 对添加的物体增加旋转,并同时修改法向量
 - iii. 对添加的点云增加高斯白噪声,这里增加的噪声较小,方差0.3以内,因此没有修改对应的法向量
- 最后将点云信息进行存储,从下图可以看出,数据分布接近均匀

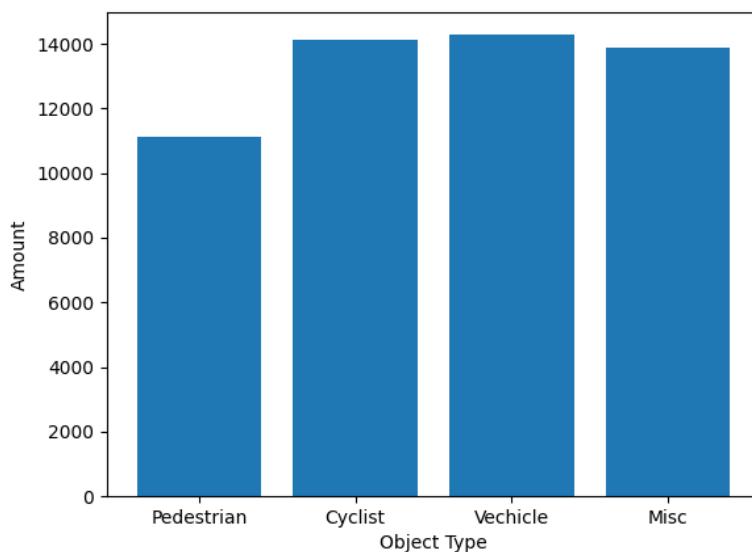


图8. 四种类型物体数据增强后数量柱状图

7. 基于得到的点云信息,就可以在Pointnet中训练

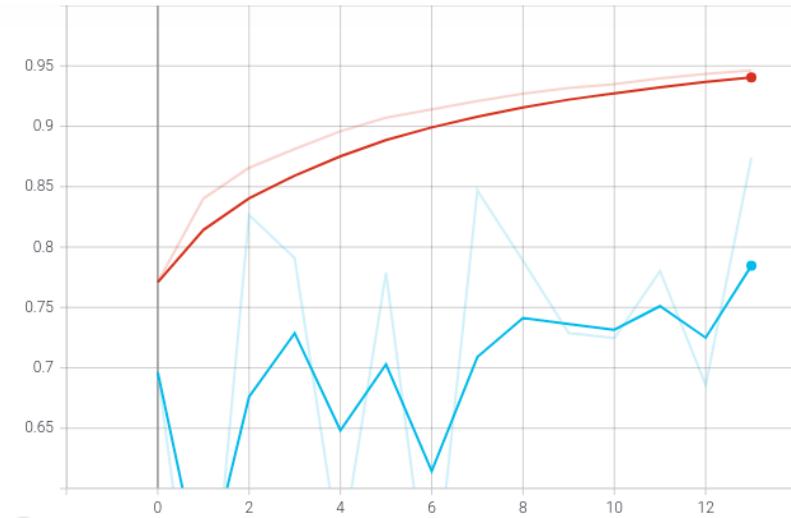


图9. 物体分类精确度迭代趋势

8. kitti数据集预测

测试数据的预处理流程与训练流程一致,包括地面分割,聚类,采样.然后,针对采样后的点,用网络进行分类后,输出为kitti的label格式

