

3D object detection from point cloud 方向论文

1. MLCVNet: Multi-Level Context VoteNet for 3D Object Detection

Github: <https://arxiv.org/pdf/2004.05679>

论文地址: <https://github.com/NUAAHQ/MLCVNet>

本文利用自注意机制和多尺度特征融合，捕获multi-scale的上下文信息来做目标检测。
作者首先使用一个Patch-to-Patch Context (PPC)模块来获取点patch之间的上下文信
息，然后投票选择对应的目标质心点。随后，一个对象到对象上下文(OOC)模块在提议
和分类阶段之前被合并，以捕获候选对象之间的上下文信息。最后，设计了一个全局场
景上下文(GSC)模块来学习全局场景上下文。作者的方法达到了目前最高的检测性能

2. SESS: Self-Ensembling Semi-Supervised 3D Object Detection

Github: <https://github.com/Na-Z/>

论文地址: https://openaccess.thecvf.com/content_CVPR_2020/papers/Zhao_SESS_Self-Ensembling_Semi-Supervised_3D_Object_Detection_CVPR_2020_paper.pdf

现有的基于点云的三维物体检测方法的性能很大程度上依赖于大规模高质量的三维标注。但是，这样的注释收集起来通常很繁琐，而且成本很高。受自集成技术在半监督图像分类任务中的成功启发，作者提出了SESS，一个自集成的半监督三维物体检测框架。特别的，作者设计了一个完整的扰动方案来增强网络在未标记和新的不可见数据上的泛化性能。此外，作者提出了三种一致性损失来加强两组预测的3D-proposals之间的一致性，以促进对象的结构和语义不变性的学习。

3. PV-RCNN: Point-Voxel Feature Set Abstraction for 3D Object Detection

论文地址: <https://arxiv.org/pdf/1912.13192>

Github: <https://github.com/open-mmlab/OpenPCDet>

本文的主体结构是voxel-based的两阶段方法，作者第一阶段首先对整个场景采用voxel的方法进行特征提取，同时采取一支分支对场景采用point的FPS采样，然后检索得到多尺度的voxel的特征，如下的表示。这样实际上仅仅是采用了voxel的特征，但是表示在key-point身上。第二阶段则是refine阶段，通过从voxeled feature中抽取到的特征表达在采样的point上，采用这种点的多尺度特征对proposals进行精细的回归。

4. Point-GNN: Graph Neural Network for 3D Object Detection in a Point Cloud

论文地址: <https://arxiv.org/pdf/2003.01251v1>

Github: <https://github.com/WeijingShi/Point-GNN>

这篇文章则是研究了如何采用GCN进行3D检测任务，作者首先对场景中的点采用KNN进行建图，然后设计了GCN网络结构，经过多次迭代，得到了每个节点的特征，最后采用了MLP层做回归和分类。

5. 3DSSD: Point-based 3D Single Stage Object Detector

论文地址: <https://arxiv.org/pdf/2002.10187>

Github: <https://github.com/dvlab-research/3DSSD>

本文主要从point-based的研究入手，考虑如何解决掉以前的point-based的方法的瓶颈，即时间和内存占有远远大于voxel-based的方法，从而作者设计了新的SA模块和丢弃了FP模块到达时间上可达25FPS，此外本文采用一个anchor free Head，进一步减少时间和GPU显存，提出了3D center-ness label的表示，进一步提高的精度。