

GSPN: 生成树状建议网络用于点云中的3D实例分割

- 对象检测和实例分割
 - 3D生成树状建议
 - 基于点云的深度学习
- 1.1 R-CNN: Regions with CNN features
 - ① 给定输入图片, 从图片中提取2000个类别为候选区域
 - ② 对每个区域利用CNN抽取一个固定长度的特征向量
 - ③ 再对每个区域利用SVM进行目标分类

该法采用 SIFT, HOG, OpenCV 中有现成 API AlexNet Top5 错误率 15%
 - 1.2 Fast RCNN
 - 每张图像只运行一次CNN, 然后找到一种在2000个区域内共享该计算的办法
 - 1.3 Faster RCNN \rightarrow FPN YOLO \rightarrow SSD \rightarrow Retina-Net
 - 1.4 实例分割: 机器自动从图像中用目标检测识别出不同实例再用语义分割方法在不同实例区域内进行逐像素标记
 - 基本思路: 目标检测 + 语义分割 SDS \rightarrow HyperColumns \rightarrow CFM \rightarrow Deep & sharp mask \rightarrow MRC
 - SDS: 建议生成 \rightarrow 特征提取 \rightarrow 区域分类 \rightarrow 区域改良
 - Hypercolumns: 基于SDS基础在分类器中引入超列的概念实现ROI的修正
 - CFM (Convolutional Feature masking)
- ## 3D点云的深度学习
- 3D点云分类: 通常能学习每个点的嵌入, 然后使用聚合方法从整个点云中提取全局的状态嵌入。最后通过几个完全连接层实现分类。现有的3D分类方法可以分为 基于投影的网络 和 基于点的网络。
- 基于投影的网络: 将3D点云投影到不同的表示形式中, 用于特征学习和形状分类。
（能够保持结构的点云数据投影到中间的正则化, \rightarrow 2013D 类别9）
- 基于点的网络: 根据每个点的特征学习的网络体系结构。...
- 3D连续卷积 \Rightarrow 给定点集 xy 和和 连续空间上的卷积核。相邻点的权重与树状中心点的空间分布有关。
- 3D离散卷积 \Rightarrow 在常规网络上的卷积核。其中相邻点的权重与相对于中心点的偏移量有关。
- 基于图的网络: 将点云每个点视作图上的节点并给每个点的邻居为图生成方向也。
- ModelNet 10, 100 数据集是最常用的点云分类数据集
- 3D对象跟踪 3D场景流估计 KITTI (自动驾驶最具影响力的数据集)
- 3D点云分割 \Rightarrow 语义分割 (场景级别)、实例分割 (对象级别)、部件分割 (部件级别)

点云: 3D视觉, 优势 - 深度, 点云提供了3D空间的数据

何为点云: 某个坐标系下点的数据集 包含 x, y, z , 颜色 分类 强度 时间等

有序点云: 由深度图还原的点云, 按图元排列(按序), 易找到相邻点信息

无序点云: 点云集合, 无任何信息顺序

点云获取: 一般是通过3D成像传感器获得

点云属性: 空间分辨率 点云精度 表面法向量

点云存储格式

pts: 按xyz顺序存储
LAS: 激光雷达数据
PCD
xyz: 点云坐标 + 法向量
prop

常见数据集: shapenet, modelnet40等

可用于卷积神经网络

3D分割的目的是对每个点进行标记
这需要模型在每个点处收集上下和详细局部信息

点云数据增强与正则化

判别式方法: 传统包括局部表面拟合, 邻域平均和预测底层噪声模型.

生成式方法: 通过生成样本, 帮助神经网络学习潜在缺陷.