

GSPN:Generative Shape Proposal Network for 3D Instance Segmentation in Point Cloud

Abstract

提出了一种生成形状建议网络，采用一种综合分析策略，通过从场景中嘈杂的观测数据中重建形状来生成建议。将GSPN合到R-pointNet中，该框架允许灵活的建议细化和实例分割生成。

Introduction

具体内容之后补

主要完成的工作：

- 提出了GSPN，综合分析策略
- 提出了R-Point，3D实例分割框架
- 评估、验证、展示框架

Related Work

Method

R-Point，3D对象实例分割框架，与2D Mask R-CNN类似。GSPN，高效生成具有高度客观性的3D对象建议。Point AolASlign 旨在收集提案的要素，允许细化并生成分段。

GSPN

GSPN将对象建议过程视为对象生成，从自然对象的条件概率分布中采样，以场景点云和种子为条件， C 代表上下文(p, s)，这个方法允许我们看到对象提案，了解是否学习了该对象。将GSPN表述为条件变分自动编码器(CAVE)。

GSPN的结构为：



由两个生成网络，先验网络，识别网络组成

GSPN采用生成object的方法去生成proposal，通过一个采样点生成和采样编码点原始数据类似的proposals。

中心预测网络集中上下文数据，提取位置信息，该网络使用 k 个不同的pointNet，每个pointNet处理尺度 C_k 的上下文，并独立输出一个特征向量。

context c 由以球体 s 为中心的 p 表示，球心为 k 的不同半径的球体覆盖。

中心预测网络以上下文 c 作为输入，将对应对象 x 的中心 t 在坐标系中回归，中心为轴对齐的边界盒中心。

中心预测网络，用 k 个PointNet和上下文信息，对中心点 s 采用球体结构选择三个尺度的scale进行输入，即 c_1 , c_2 , c_3 ，然后生成对应的目标中心。

先验网络和识别网络也是用k个pointNet对每个目标中心生成高斯分布的参数。

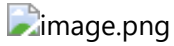
生成网络，用相同的编码器，给每个中心点生成一个分数confidence，最后通过两条平行的MLP和Deconv联合得到translate之前的点云数据。

这里就是再做中心提取工作。

GSPN采用额外的MLP对每个提案进行预测客观性评分，客观性的分数由轴向的边界框监督

Region-based PointNet

在R-PointNet的第二部分，对GSPN进一步处理，识别、细化、分割对象。首先通过计算对象的轴向边界框来获得候选ROI，然后 Point RoIAlign层从每个ROI中提取区域特征。



如上图，对于场景中的每个种子点，GSPN将生成一个形状建议以及实例敏感特征，将形状方案转换为一个轴对齐的三维边界盒bonding box，其中ROIAlign点可用于提取Roi特征，用于最终的分割生成。除了实例敏感特征之外，特征中署还使用了从预先训练的poingnnet++分割网络中获得的语义特征。