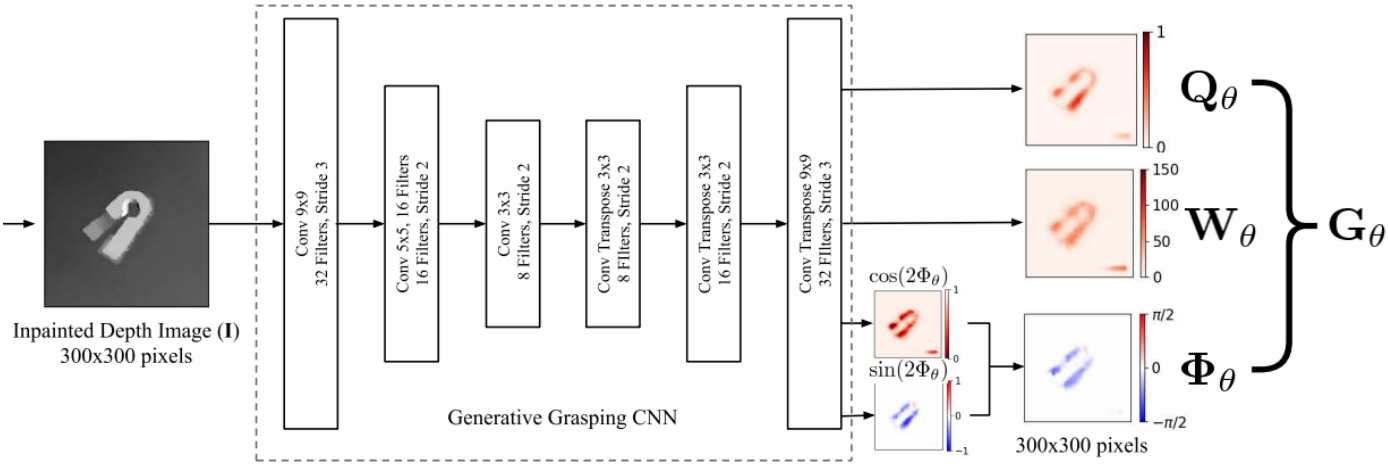
周报6

更换语义分割model

上周在看完实时生成抓取的合成方法的RSS论文后，我提出了可以利用知识蒸馏的方法降低网络复杂性。在这周对论文中的代码进行复现时，我发现可以在**网络结构**中对模型进行修改，使模型预测的精确程度上可以进行提升。

更改GG-CNN

在论文中，作者对一张深度图，利用自搭建的语义分割模型，对其进行计算，得到三个参数图。如下图所示：



其中Generative Grasping CNN（GG-CNN）是作者自己搭建的图像语义分割网络。我在研究了该网络的时，复现了作者提出的GG-CNN网络，该网络我发现和SegNet网络十分相似（见下方）。因此，我想我可以自己]搭建一个图像语义分割模型，在准确率上优于原作者。

```
class GGCNN(nn.Module):
    """
    GG-CNN
    Equivalient to the Keras Model used in the RSS Paper (https://arxiv.org/abs/1804.05172)
    """
    def __init__(self, input_channels=1):
        super().__init__()
        self.conv1 = nn.Conv2d(input_channels, filter_sizes[0], kernel_sizes[0], stride=str
ides[0], padding=3)
        self.conv2 = nn.Conv2d(filter_sizes[0], filter_sizes[1], kernel_sizes[1], stride=st
rides[1], padding=2)
        self.conv3 = nn.Conv2d(filter_sizes[1], filter_sizes[2], kernel_sizes[2], stride=st
rides[2], padding=1)
        self.convt1 = nn.ConvTranspose2d(filter_sizes[2], filter_sizes[3], kernel_sizes[3],
stride=strides[3], padding=1, output_padding=1)
        self.convt2 = nn.ConvTranspose2d(filter_sizes[3], filter_sizes[4], kernel_sizes[4],
stride=strides[4], padding=2, output_padding=1)
```

```
        self.convt3 = nn.ConvTranspose2d(filter_sizes[4], filter_sizes[5], kernel_sizes[5],
stride=strides[5], padding=3, output_padding=1)

        self.pos_output = nn.Conv2d(filter_sizes[5], 1, kernel_size=2)
        self.cos_output = nn.Conv2d(filter_sizes[5], 1, kernel_size=2)
        self.sin_output = nn.Conv2d(filter_sizes[5], 1, kernel_size=2)
        self.width_output = nn.Conv2d(filter_sizes[5], 1, kernel_size=2)

        for m in self.modules():
            if isinstance(m, (nn.Conv2d, nn.ConvTranspose2d)):
                nn.init.xavier_uniform_(m.weight, gain=1)
```

如果要自己搭建图像语义分割网络，就需要读文献看看别人现有的模型有哪些，并且找出可以在什么地方进行改进。

PSPNet Paper

基于以上目的，我在本周学习了解了很多有关图像语义分割的网络模型例如FCN，U-NET，DEEPMASK，MNC等等。后来发现了**CVPR 2017年的PSPNet。**该论文中讲解了作者是如何构思得到的PSPNet，在利用

Pyramid Scene Parsing Network

Hengshuang Zhao[1] Jianping Shi[2] Xiaojuan Qi[1] Xiaogang Wang[1] Jiaya Jia[1]
[1]The Chinese University of Hong Kong [2]SenseTime Group Limited
{hszhao, xjqi, leojia}@cse.cuhk.edu.hk, xgwang@ee.cuhk.edu.hk, shijianping@sensetime.com

Abstract

Scene parsing is challenging for unrestricted open vocabulary and diverse scenes. In this paper, we exploit the capability of global context information by different-region-based context aggregation through our pyramid pooling module together with the proposed pyramid scene parsing network (PSPNet). Our global prior representation is effective to produce good quality results on the scene parsing task, while PSPNet provides a superior framework for pixel-level prediction. The proposed approach achieves state-of-the-art performance on various datasets. It came first in ImageNet scene parsing challenge 2016, PASCAL VOC 2012 benchmark and Cityscapes benchmark. A single PSPNet yields the new record of mIoU accuracy 85.4% on PASCAL VOC 2012 and accuracy 80.2% on Cityscapes.

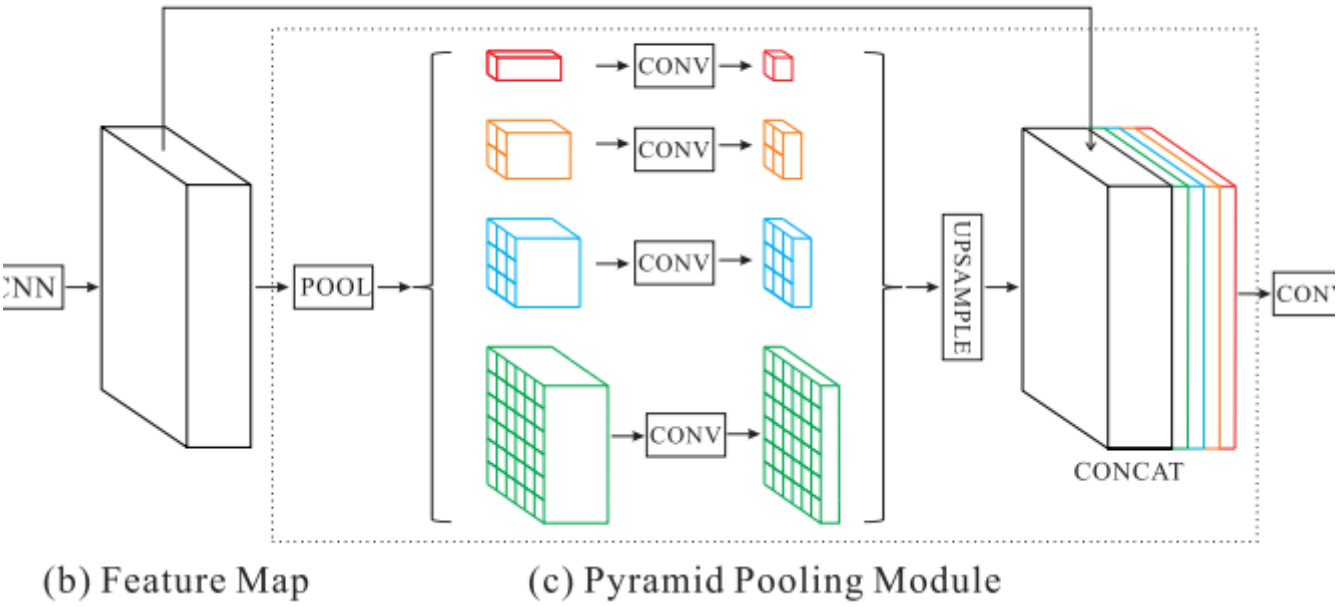
(a) Image (b) Ground Truth

Figure 1. Illustration of complex scenes in ADE20K dataset.

简介

在PSPNet论文中提到，它的**baseline**是FCN和DeepLab v1，为了更好地利用全局图像级别地先验知识来理解复杂场景，很多工作提取具有全局上下文信息的特征来提升结果。不同于其他方法，PSPNet通过对不同区域的上下文进行聚合，提升了网络利用全局上下文信息的能力。

PSPNet主要模块



对于PSPNet，它主要的模块是**Pyramid Pooling Module（PPM）**。其中PSPNet中含有已经用ImageNet数据集预训练好的网络ResNet，并用了残差网络的方法去进行特征提取。在论文中提到：PSPNet的前四个layer是运用的ResNet，后面是对resnet18和resnet50进行训练，因此我尝试根据论文中提到的网络结构PPM和网上资料对模块进行复现与理解：

```
class PPM(nn.Module):
    def __init__(self, in_channel, each_out_channel, num_bins):
        super(PPM, self).__init__()
        self.features = []
        for n in num_bins:
            self.features.append(nn.Sequential(
                # 自适应池化层池化层
                nn.AdaptiveAvgPool2d(output_size=n),
                # 二维卷积层
                nn.Conv2d(in_channel, each_out_channel, kernel_size=1, bias=False),
                # 对数据进行归一化处理
                nn.BatchNorm2d(each_out_channel),
                nn.ReLU(inplace=True)
            ))
        self.features = nn.ModuleList(self.features)
```

搭建完PPM模块后，由于ResNet中的前四层是要放在PPM中的，因此我根据ResNet中的layers18和layers50进行不同的定义，并对不同的layers中的超参数设置不同的初始值（例如stride）：

```
if layers == 18:
            resnet = models.resnet18(pretrained=pretrained)
        elif layers == 50:
            resnet = models.resnet50(pretrained=pretrained)
        else:
            resnet = models.resnet101(pretrained=pretrained)
```

该论文中还有一些特别精彩的与baseline进行效果对比的部分，以及作者对ResNet的深度与对PSPNet的准确率影响探究，下周我会针对这篇论文进行精读。这样才能理解对PSPNet有更好的理解。

我想对其进行改进的点，就是对**PPM**模块进行改进。在这之前，下周我要先学懂ResNet中的网络结构，然后将作者的的GG-CNN model替换为已有的PSPNet，将PSPNet内部的模块每个层之间的输入输出shape对应正确。利用PSPNet替换掉GG-CNN跑通整个抓取位姿网络，并与原有的GG-CNN网络进行对比。（这部分是个人猜想）从理论上来讲，PSPNet的效果应该会优于作者自己搭建的仿SEGNet图像语义分割网络。

因为在这篇论文中，作者将PSPNet在ImageNet数据集上的跑分和其余Model进行了对比：可以看到PSPNet是高于SegNet的。

Rank	Team Name	Final Score (%)
1	**Ours**	**57.21**
2	Adelaide	56.74
3	360+MCG-ICT-CAS_SP	55.56
-	(our single model)	(55.38)
4	SegModel	54.65
5	CASIA_IVA	54.33
-	DilatedNet [40]	45.67
-	FCN [26]	44.80
-	SegNet [2]	40.79

Table 5. Results of ImageNet scene parsing challenge 2016. The best entry of each team is listed. The final score is the mean of Mean IoU and Pixel Acc. Results are evaluated on the testing set.

知识蒸馏

知识蒸馏的工作要等改进好PPM后做。其中，作为teacher的model是ResNet50，作为student的model是ResNet18（这两个模型都是在PSPNet中的）。这里进行知识蒸馏的目的是：ResNet50的网络参数量很大，结果很精确，而ResNet18的网络参数较少，但是效果不如ResNet50。因此为了实现轻量级模型，要对其进行知识蒸馏。

PSPNet的作者也对不同的ResNet进行了比较，结果如下：

Method	Mean IoU(%)	Pixel Acc.(%)
FCN [26]	29.39	71.32
SegNet [2]	21.64	71.00
DilatedNet [40]	32.31	73.55
CascadeNet [43]	34.90	74.52
ResNet50-Baseline	34.28	76.35
ResNet50+DA	35.82	77.07
ResNet50+DA+AL	37.23	78.01
ResNet50+DA+AL+PSP	**41.68**	**80.04**
ResNet269+DA+AL+PSP	43.81	80.88
ResNet269+DA+AL+PSP+MS	**44.94**	**81.69**

可以发现当ResNet的深度越大，准确率也越高。因此这也给了我做知识蒸馏的启发。