**学习周报**

1. **学习内容与进度**
2. 围绕老师给的论文进行调研学习，总结如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 符号图推理与卷积的结合（Symbolic Graph Reasoning Meets Convolutions） | | |
| 研究背景 | 图像语义分割 | |
| 核心内容 | 提出了可以注入任意卷积层之间的SGR模型，其利用了外部知识图的全局推理能力来增强图像的局部特征表示，从而克服了卷积网络可解释性上的缺陷 | |
| 模型架构 | 由本地特征-语义、图推理、语义-本地特征三个模块组成的统一整体 | |
| 模型组件的理解 | Local-to-Semantic Voting Module | 【目的】：将图像的局部特征映射到符号节点的表示中，得到符号节点的视觉证据  【理解】：   1. 此处图像局部特征指的是每个像素点的特征，即一个像素对应一个特征向量，特征向量的维度对应图像的通道数 2. 不同符号节点具有不同的语义特征，对于同一局部特征它们具有不同的依赖程度，所以需要加权处理。权重矩阵是该模块训练的参数   【具体过程】：  1.特征变维  是图片的原始特征矩阵，是可训练的转换矩阵，Wps作用于每个像素点可以把局部特征的维度DL改变成Dc，这也是每个符号节点的特征维度  2 . 训练投票权重矩阵  是权重矩阵，M为符号节点的个数，Hl\*Wl代表图像上所有像素点对某一符号节点不同的投票权重；  由于是从像素点向符号节点映射，且一个像素点对应多个符号节点，所以用下式具体计算单一权重：     1. 进行映射   将每个符号节点的Hl\*Wl维投票权重矩阵与转化维度后的图像特征矩阵按元素进行乘积，然后进行求和，就可以得到符号节点的特征表示矩阵 |
| Graph Reasoning Module | 【目的】：将知识图中蕴含的语义约束注入到符号节点的表示中  【过程】：  首先将符号节点已有的语言学嵌入与上述前途进行整合，得到：；  然后利用来转化B中符号节点表示的维度；  最后利用 “行归一化的度矩阵 + 代表自身连接的单位矩阵” 来将节点间的联系表征进节点表示中；  综上可表示为： |
| Semantic-to-Local Mapping Module | 【目的】：将演化后的符号节点表示映射回图像以增强局部特征表示  【过程】：  由于是从符号节点向像素点映射，且一个符号节点对应多个像素点，所以用下式具体计算单一权重：    然后采用与图推理模块相似的计算过程，并添加了残差连接来映射： |
| 实验 | 在三个标准大型数据集上的  语义分割任务 | 以ResNet-101作为基础的卷积层  以三个数据集上的通用概念层次图作为知识图  以DeepLabv2作为基线 |
| Coco-Stuff上的消融实验 | 探究在ResNet-101不同位置处加入SGR层的效果差别  探究语义-本地映射模块的作用  探究不同先验知识图上（概念层次图、概念共现图、场景图、混合图）的效果  探究SGR参数的迁移性 |
| CIFAR-100上的图像分类任务 | 以DenseNet-100作为基线 |
| 论文代码 | <https://github.com/julianschoep/SGRLayer>  但是作者说这个代码是自己基于论文做了很多假设 | |

1. 其他内容

学习了条件随机场相关的部分知识、图像的下采样和上采样、分割任务的常见评价指标（PA、MPA、IoU、MIoU、WMIou）、图像任务中backbone的含义（特征提取）、2D卷积与3D卷积的区别等

1. **学习问题**
2. 论文公式理解基本没问题，但是还没看代码
3. 对tensorflow框架掌握地还不熟练
4. 基线ResNet、Deeplab简单地了解了下，未深入学习