

# 周报

---

冯浩哲

2018.7.23

---

## 周报

本周工作

下周的工作安排

文献阅读报告

参考文献

## 本周工作

1. 按郝老师的要求完成了将本科生毕业论文改成一篇可以发表的小论文的任务，已经将小论文送郝老师修改
2. 阅读相关文献，包括CVPR2018的文献，以及自动编码器相关的文献

## 下周的工作安排

按老师指导修改小论文

## 文献阅读报告

本周我阅读了3篇文献，每篇文献内容都比较多，其简要内容如下所述：

### 1. DNN's Sharpest Directions Along the SGD Trajectory

该文献是深度学习大牛Yoshua Bengio 署名的最新成果

- 文献内容

- 针对的问题

深度学习模型泛化性与损失平面曲率的关系

- 拟探索的问题

训练深度模型的SGD方法最终收敛的区域与模型泛化性有什么样的联系，SGD方法中的学习率与Batch Size这两个超参数是如何影响模型收敛与模型最终泛化性的

- 解决困难的方法

作者采用了一个由4层卷积层构成的SimpleCNNz作为研究对象，用网络参数的Hessian阵以及其特征值刻画模型损失平面。

- 达到的结果

作者通过利用Hessian阵的谱范数，最大特征值，以及沿最大特征值方向进行参数优化方法这三个手段，得到了几个有用的结论：

1.在模型训练初期，较高的学习率与较底的Batch Size可以让模型初期就到一个较为平坦的损失平面。

2.SGD最后达到的局部最小值点的损失平面沿网络参数Hessian矩阵的最大特征值方向是一个类似于碗的形状。

3.损失平面曲率比较大，损失平面比较尖的局部最小值点的泛化性能较强

3.我们可以按照网络参数Hessian矩阵最大特征值的方向来调整学习率，比如在特征值最大的几个方向增大学习率，这样可以更快让模型到达损失平面曲率比较大，损失平面比较尖的局部最小值点，同时不对泛化性影响很大。

- 文献启示

文献采用了损失函数导数的二阶信息(Hessian矩阵)对整个梯度下降法进行了研究，这是一个非常新颖的思路。它通过对Hessian矩阵特征根的刻画让我们对整个损失函数曲面有了直观的了解，同时也能辅助我们训练模型时初期学习率与Batch Size的选取。

## 2. Deep Learning Book,Chapter 14:Autoencoder

- 文献内容

- 针对的问题

- 对于自编码器的介绍与了解

- 拟探索的问题

- 什么是自编码器，自编码器如何学习特征，自编码器有哪些类别，自编码器有哪些应用

- 文献启示

文献描述了自编码器与主成分分析之间的关系，指出如果编码器函数 $f$ 具有非线性项，那么它就可以学习到PCA的非线性推广。同时作者指出深度自编码器往往容量过大，因此需要正则化以令其学到输入数据分布最显著的特征。

作者介绍了几种应用广泛的自编码器，如稀疏自编码器，去噪自编码器，收缩自编码器，并给出了自编码器进行流形学习的例子，以及自编码器如何学习图像特征的过程。

因为我们的工作中也用到了自编码器对输入的医学影像进行特征提取，我们可以依据该文献的指导，选择最合适的自编码器，从而达到更好的效果。

### 3. Efficient Interactive Annotation of Segmentation Datasets with Polygon-RNN++[3]

- 文献内容

- 针对的问题

- 如何加快图像分割标注的获取过程

- 拟探索的问题

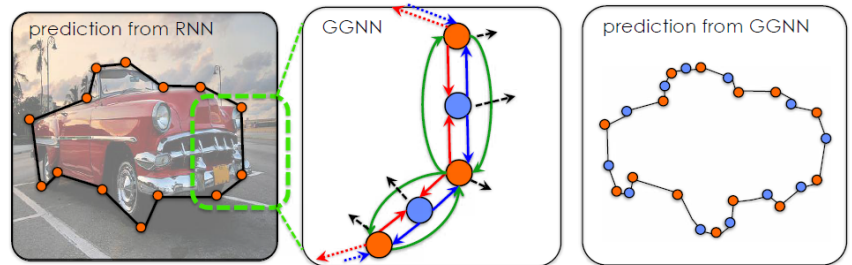
- 语义分割与实例分割需要对图像获取像素级的信息，这是很耗时间的。如何加快这一过程，或者让标注者可以进行交互式标注是一个难题。

- 解决困难的方法

- 作者构建了一个网络叫Polygon-RNN++，它由一个CNN，一个RNN，以及一个结果评估网络，和一个Graph Neural Network组成。该网络采用物体的Bounding Box作为初始标注信息，可

以生成一个精细的多边形把目标物体框出来，从而减少需要的标注难度。

- 达到的结果



如图所示，我们输入了一辆有汽车的图像后，网络在标注者参与的训练下可以生成一个比较精细的多边形标注

- 文献启示

该文献的目的也是降低语义分割的标注量，但是它并不是从之前找出最有标注价值的物体出发的，它是从如何生成一个由多边形组成的粗略边界标注出发的。它利用Bounding Box信息以及标注者参与的训练就可以生成比较准确的边界多边形标注，非常值得借鉴。同时文献已经在一些医学数据集上尝试了这个方法，证明了方法是行之有效的。

但是文献所提出的方法过程繁复，训练技巧较多，工程量巨大，在实践上存在较大的困难。

## 参考文献

[1]Jastrzębski S, Kenton Z, Ballas N, et al. DNN's Sharpest Directions Along the SGD Trajectory[J]. arXiv preprint arXiv:1807.05031, 2018.

[2]Goodfellow I, Bengio Y, Courville A, et al. Deep learning[M]. Cambridge: MIT press, 2016.

[3]Acuna D, Ling H, Kar A, et al. Efficient Interactive Annotation of Segmentation Datasets With Polygon-RNN++ [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 859-868.