## 周报(10/14/16)

## 本周进度:

1、论文的阅读。《Must Know Tips/Tricks in Deep Neural Networks》该论文旨在指导在进行深度学习时需要注意的小技巧。包括数据增强,预处理,参数初始化,训练技巧,激励函数的选取,正则化,分析损失函数图像以及将多种网络进行结合。详见本周结果。2、代码的阅读。进度依旧缓慢。可能时间用的不多。具体的原因还是输入数据的还原。

## 下周计划:

- 1、实现代码。
- 2、初步了解多种网络。对距离矩阵进行简单的推导。

## 本周结果:

学习的成果:

1)、数据增强(data augmentation)。

通用的方法有水平翻转,随机抓取与颜色变换。水平翻转就是讲图片左右对调;随机抓取是对图片若干方向进行像素点的抓取,本质就是提高了随机性。测试的时候可以在左上,左下,右上,右下和中间进行随机抓取然后翻转,也就是将样本增强了好多;颜色变换,是对图像像素的RGB空间上做一次PCA主成分分析,并且对主成分做一个均值为0,方差为0.1的高斯扰动。有数据证明,该方法可以将错误率下降百分之一。

数据增强在语种识别的神经网络中利用了将MP3格式转为WAV格式。对于得到的频谱图像,并没有做水平翻转,随机抓取与颜色变换的处理,可能是比赛时间不充裕的原因。

2)、预处理(pre - processing)。

第一个也是最为简单的预处理方式为0均值(zero-center)与标准化(normalize)。通过对最大值最小值定义为1和-1来使得数据处于一定范围之中。不过,如果数据本来就是有范围的话,就不建议进行0均值与标准化了,比如图像的每一个像素的任意维度上的数字是有范围的(0 255),在这种情况下我们就不需要进行0均值与标准化。

主成分白化(PCA Whitening)是利用数据对特征值矩阵的投影的结果除以每一维度的特征值得到的数据结果。该数据预处理的缺点是可能放大噪点信息。这种缺陷可以在实践中利用光滑性处理(就是分

母上添加一个比较小的数值)。强调一点, CNN网络上不适用该数据处理方式。

3)、初始化(initializations)。

将数据的参数全部设置为0是无法进行网络的训练的,在某种意义上不符合神经元科学中的不对称的性质。总而言之,不能全部设置为全零。处理这种情况,我们可以将所有的参数设置为0.001\*N(0,1),也就是权重设置。不过这样的效果在实践中几乎不起作用。

校正方差是对神经网络常用的方法。这种校正方法是根据每层神经元的数目,使得初始化状态下每层输出的方差一致,从未提高收敛速率。

4) 、训练期间(during training)。

在滤波器和池化大小的选择上,我们有着一般的选择倾向。滤波器一般选择的是小型滤波器(如3\*3),小的步进以及补零。这样做的好处是在保持参数数量,提升整个神经网络的准确性。在池化大小的选择上,一般为2\*2。

学习率的小技巧。当你设定的学习率不再使得优化效果变得更好的话,我们可以将其除以2或者5,这样我们将会有意想不到的结果。

微调与预训练。由于我们有着别人的训练模型,可以在微调的基础上进行我们代码的研究。在这样前提下:对于小数据且数据相似度高,我们可以在顶层添加线性分类器。对于大数据则比较困难,我们需要在某一层添加线性分类器。对于大数据且数据相似,微调一些层,对于不相似的大数据,需要在很多层上微调。

5)、激励函数(activation functions)。

sigmoid有两个缺点: 1.会饱和,一旦饱和就几乎没有梯度了,而且在反向传递的过程中会影响之前的神经元。这个性质会使初始化变得困难,一旦初始化太大,就会饱和。2.sigmoid的输出不是以0为中心的,批梯度下降会减小这个缺点的影响。

tanh输出是以0为中心的。ReLU形式为 $f(x)=\max(0,x)$ 优点:不饱和,计算快,收敛快。缺点:输入小于0 时导数为0。如果学习率太大,很多神经元将失效。Leaky ReLU给Relu的负半轴加一个小的斜率(比如0.01)Parametric ReLU负半轴上函数的斜率是一个可以学习的参数。Randomized ReLU负半轴上函数的斜率在训练时是随机的,测试时固定。

PReLU在小数据集上容易过拟合,但也比ReLU好。RReLU表现最好。

- 6)、正则化(diverse regularizations)。
- 7)、分析图表(insights found from figures)。

通过损失函数图像,来对参数的原因进行分析,从而更好的调节参数。

8)、综合(ensemble)。