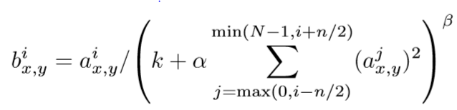
ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks

这篇文章主要讲的是CNNS--深度卷积神经网络的优化方法，其目的是对极大数量的图像分门别类。CNNs在大规模计算高分辨率图片的时候负荷过于沉重。因此，文中提出了下面的改进措施：

1. 提供了在GPU中高度优化的二维卷积的实现和一些固有的CNNs的训练操作。
2. 结构中采用了一些新的特征来提升性能，减少训练时间。
   1. ReLU非线性特征：CNNs利用ReLU进行训练的速度要高于传统的输出激活函数，如tanh(x)和(1 + e ^- x)^-1，因为ReLU收敛速度更快:
   2. 多GPU训练：采用两个GPU，增大了网络的大小；在每个GPU上放1/2的神经元，只有某些层间才能进行跨GPU通讯。在交叉验证时，通过精确地调整通讯的数量来优化计算数量，实验证明这种结构比普通结构略快。
3. 采用一些技术来减少过拟合。
   1. 重叠采样：在CNNs的MAX-Pooling层的采样中，将上一层划分为网格，每个小格为S\*S，每次采样一小格中心，Z\*Z个像素，S=2，Z=3，可减少过拟合。
   2. 局部响应标准化：通过正则化让输入值处激活函数的导数值较大，防止激活函数饱和，跟ReLU目的相似，但这样可以提高网络泛化能力，从而降低错误率。
   3. 数据增强：
      1. 通过普通的图像转换和水平翻转来增大训练数据。文中测试里，通过提取图片的5个244\*244切片（四角和中间）和他们的水平翻转来增加数据。
      2. 改变训练图像RGB通道的强度，对RGB空间做PCA，然后对主成分做（0，0.1）的高斯扰动。
   4. Dropout：将某些层隐藏， 50%的几率输出0，隐藏神经元不会参加CNN的forward和back propagation过程。在前两个全连接层使用该方法，利用全部神经元，输出取半。Dropout，达到收敛的迭代次数翻倍，但过拟合减少。

全部架构：共8个带权层，前五个卷积层，后三个全连接层。第2，4，5个卷积层只与上一层同GPU的相连接，第3个卷积层和所有全连接层都与上一层所有的都连接（双GPU）；响应标准化层在第一和第二个卷积层之后（响应标准化改进）；Max-Pooling层在响应标准化层和第五个卷积层之后（重叠采样改进）；ReLU非线性公式在每个卷积层和全连接层都有应用。另外：Local response normalization 的计算公式：

这篇论文给我们提供了一种5-3-8的架构方式，并且他的应用领域也是图片的分类，因此对于我们的工程会有一些帮助，可能我们会参考这种架构方式进行我们的结构设计。