《Very Deep Convolutional Networks For Large-Scale Image Recognition》

**摘要：**

1. **本文的贡献：**研究了卷积网络的**深度**在大规模图像识别中对准确率的影响。
2. **主要结论：**卷积网络深度的增加和小卷积核的使用对网络最终分类识别的效果有很大的提高作用。
3. **主要的改进做法：**使用了尺寸大小和步长的小卷积核；同时在AlexNet的基础上加深了卷积层的数量。
4. **模型的比赛结果：**ImageNet 2014年目标定位竞赛的第一名，图像分类竞赛第二名。

**DeepWalk的缺点：**

1. 用完全随机游走，训练节点嵌入向量。
2. 仅能反映**相邻**节点的**社群相似信息**。
3. 无法反映节点的**功能角色**相似信息。

**Node2Vec图嵌入算法：**

* Node2Vec解决**图嵌入**问题，将图中的每个节点映射为一个向量 (嵌入)。
* 向量 (嵌入) 包含了节点的语义信息 (相邻社群和功能角色)。
* 语义相似的节点，向量 (嵌入) 的距离也近。
* 向量 (嵌入) 用于后续的分类、聚类、Link Prediction、推荐等任务。
* 在DeepWalk完全随机游走的基础上，Node2Vec增加p、g参数实现有偏随机游走。不同的p、g组合，对应了不同的探索范围和节点语义。
* DFS深度优先探索，相邻的节点，向量 (嵌入) 距离相近。
* BFS广度优先探索，相同功能角色的节点，向量 (嵌入) 距离相近。
* DeepWalk是Node2Vec在p=1，g=1的特例。

**训练数据集的处理：**

1. Multi-scale训练（多尺度训练）：

**用Multi-Scale的方法做数据增强**——将原始图像缩放到不同尺寸S，然后再随机裁切为224×224的图片。这样不仅能增加数据量，还能对于防止模型过拟合起到不错的效果。

**方法1：**在不同的尺度下，训练多个分类器：参数S为短边长，训练和两个分类器，其中的分类器用的进行初始化，且将步长调为10e-3。

**方法2：**直接训练一个分类器，每次数据输入的时候，每张图片都会被重新缩放，缩放的短边S随机从[256,512]中选择一个。

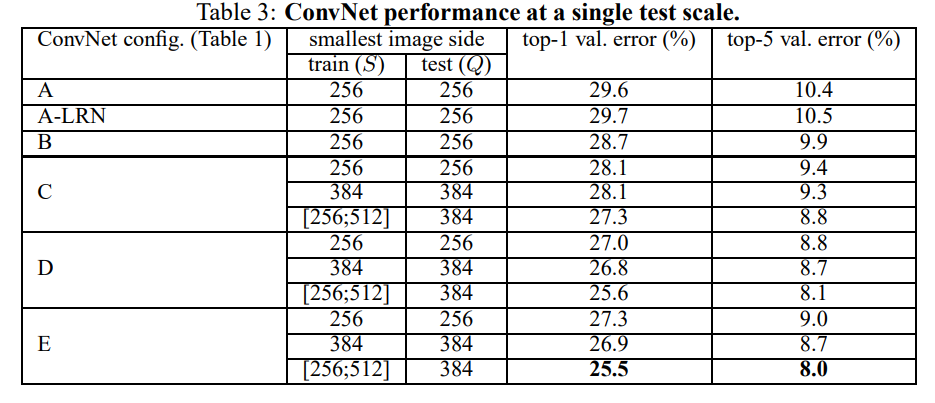
1. 对于的RGB图像，对每一个像素减去其均值。

**两种结果预测的方式：**

1. **multi-crop：**即对图像进行多样本的随机裁剪，然后通过网络预测每一个样本的结构，最终对所有结果平均；
2. **dense：**利用FCN的思想，将原图直接送到网络进行预测，然后将最后的全连接层改为1x1的卷积，这样最后可以得出一个预测的score map，再对结果求平均。(1x1卷积核的作用：降维，增加数据的非线性性。)

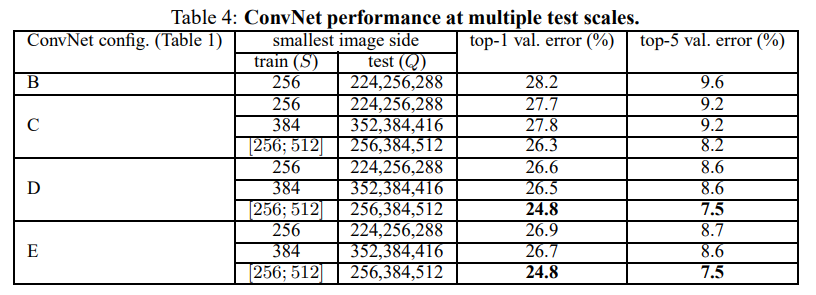
**实验结果分析：**

（1）单尺度预测：



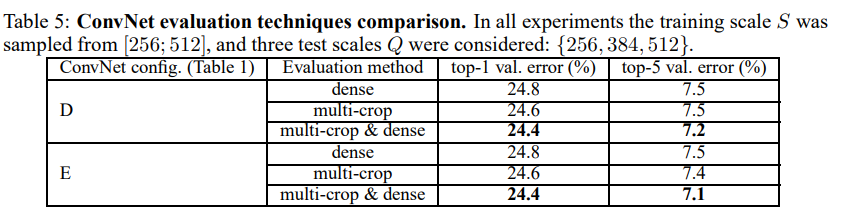
由上表可得：1）模型E（VGG19）的效果最好，即网络越深，效果越好；2）同一种模型，随机裁剪的效果好于固定S大小的256，384两种尺度，即随机裁剪的数据增强能更准确的提取图像多尺度的信息。

（2）多尺度预测：



由上表可得：1）对比单尺度预测，多尺度综合预测，能够提升预测的精度；2）同单尺度预测一样，多尺度预测也证明了随机裁剪的作用。

（3）多尺度裁剪：



由上表可得：1）数据生成方式multi-crop效果略优于dense，但精度的提高不足以弥补计算上的损失；2）multi-crop和dense方法结合的效果最优，说明了 multi-crop和dense两种方法能够互为补充。

此外，本文作者还指出：VGG网络不仅能在ILSVRC的分类和检测任务中取得the state-of-the-art的精度效果，在其他的数据集上也具有很好的推广能力。

**对于本文的感悟：**

VGG神经网络的成功有效证明了神经网络**深度**的提高能够帮助相关模型获得更好的表现和结果；同时还侧面反映了简单的网络结构，即仅采用的卷积核也能有效搭建卷积神经网络，继而为之后的研究者们提供了更好的设计思路。