摘要

我们训练了一个大规模的深度卷积神经网络，将ImageNet LSVRC-2010比赛中的120万个高分辨率图像分为1000种不同类别。在测试数据上，我们得到的top-1和top-5的错误率分别为37.5%和17.0%，这个结果大大优于当前的最佳水平。这个神经网络包含6千万个参数和65万个神经元，还包含了5个卷积层（某些卷积层的后面有最大池化层）以及3个全连接层，最后一个层是1000维的softmax。为了加快训练速度，我们使用了非饱和神经元以及一种基于GPU的高效的卷积运算方法。为了减少全连接层的过拟合，我们运用了最新的正则化方法“dropout”，结果证明是非常有效的。我们也使用这个模型的变种参加了ILSVRC-2012比赛，相比第二名在top-5上26.2%的错误率，我们以15.3%的错误率取胜。

前言

当前的目标识别方法基本上都使用了机器学习的方法。为了提高这些方法的性能，我们可以收集更多的数据，学习得到更加强大的模型，用更好的方法来防止过拟合。直到现在，有标签的数据集都是比较小的，一般只有万张的数量级（如NORB[16]，Caltech-101/256[8,9]，以及CIFAR-10/100[12]）。在这个大小的数据集上，简单的识别任务可以得到很好的解决，尤其是在通过标签保留变换进行数据增强的情况下。例如，目前在MNIST数据集上面数字识别最小的错误率(<0.3%)已经接近了人类的水平[4]。但是现实世界中的目标呈现出相当大的可变性，所以要去学习识别他们就需要使用更大的训练数据集。实际上，人们也已广泛地认识到小图像数据集的缺点（如Pinto等[21]），但直到最近，收集包含数百万图像的带标签数据集才成为可能。这些新的大型数据集包括LabelMe [23]（包含数十万张被完全分割的图片），ImageNet[6]（由1500万张被标记的高清图片组成，覆盖了2.2万个类别）

为了从数百万张图片中学习到数千种目标，我们需要一个学习能力极强的模型。然而，物体识别任务极高的复杂度意味着即使拥有ImageNet这么大的数据集，这个问题也很难被具体化。所以我们的模型也需要大量先验知识去弥补我们缺失的数据。卷积神经网络（CNNs）就是一种这样的模型[16,11,13,18,15,22,26]。他们的学习能力可以通过控制网络的深度和宽度来调整，他们也可以对图像的本质做出强大且基本准确的假设(也就是说，统计上的稳定性，以及像素依赖的局部性)。因此，与相似大小的标准前馈神经网络相比，CNNs的连接和参数更少，所以更易训练，而他们理论上的最佳性能仅比标准前馈神经网络稍差一点。

尽管CNNs有很棒的质量，和更有效率的局部结构，但将他们大规模的应用到高分辨率的图像中仍然需要高昂的代价。幸运的是，当前的GPU搭配上高度优化的2D卷积实现，已经足够强大到去加速大型CNNs的训练过程，并且最近的数据集例如ImageNet已经包含足够的有标签样本，能够训练出不会严重过拟合的模型。

本文的具体贡献如下：我们在ImageNet的子集ILSVRC-2010与ILSVRC-2012[2]上训练了目前为止最大的卷积神经网络之一，并且在这个数据集上达到了迄今为止最好的结果。我们编写了高度优化的2D卷积GPU实现，以及其他所有训练卷积神经网络的固有操作，这些都已公开。我们的神经网络包含一系列新的不同凡响的特征，这提高了它的表现，也减少了训练时间，具体情况会在第三节介绍。即使我们拥有120万的标签样本，我们网络巨大的体积也使得过拟合成为了一个严重的问题，所以我们使用了一系列有效的技术去防止过拟合，具体情况会在第四节介绍。我们最终的神经网络包含5个卷积层和3个全连接层，这个深度似乎是很重要的：我们发现去掉任意一个卷积层（每一层包含的参数个数不超过整个模型参数个数的1%）都会导致更差的表现。

最后，网络的大小主要受限于目前GPU的内存大小和我们愿意忍受的训练时长。我们的网络在两块GTX 580 3GB的GPU上训练了五六天。我们所有的实验都表明，只要等到更快的GPU和更大的数据集出现，其结果就可以进一步被提高。

数据集

ImageNet数据集包含大概22000种共1500多万的带标签的高清图片。这些图片是从网络上搜集的，由亚马逊的Mechanical Turkey工具进行人工标记。作为PASCAL视觉目标挑战赛的一部分，一年一度的ImageNet大型视觉识别挑战赛（ILSVRC）从2010年开始就已经在举办了。ILSVRC使用ImageNet的一个子集，这个子集大概包含1000个类别，每个类别大概包含1000张图片。总共大概有120万张训练图像，5万张验证图像和15万张测试图像。

ILSVRC-2010是ILSVRC中唯一能获得测试集标签的版本，因此这也就是我们完成大部分实验的版本。由于我们同样在ILSVRC-2012上输入了模型，所以我们在第六节中也讨论了这个数据集上的结果，可是这个测试集标签无法获得。在ImageNet上，通常检验两类错误率：top-1和top-5，其中top-5误差率是指测试图像上正确标签不属于被模型认为是最有可能的五个标签的百分比。

ImageNet由各种分辨率的图像组成，而我们的系统需要一个恒定的输入维数。因此，我们对图片进行采样，获得固定大小的256X256的分辨率。给定一张矩形图像，我们首先重新缩放图像，使得短边长度为256，然后取中心区域的256X256像素。除了将每个像素中减去训练集的像素均值之外，我们没有以任何其他方式对图像进行预处理。所以我们在像素的（中心）原始RGB值上训练了我们的网络。

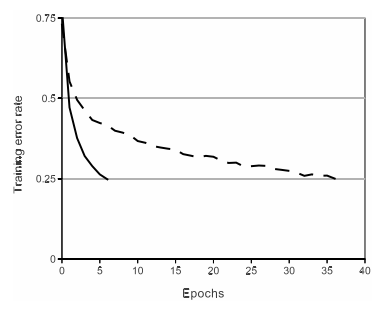
模型体系结构

图二概括了我们所提出的网络的结构。它包含了8个学习层——5个卷积层和3个全连接层。接下来，我们讨论一些我们所提出的网络架构中新颖或者不寻常的地方。3.1-3.4节按照我们对它们重要性的评估进行排序，其中最重要的就是第一个。

3.1

ReLU非线性函数

对神经元输出f的标准建模方法是将输入x函数变换为f(x) = tanh(x)或f(x) = (1 + e-x)-1。就梯度下降法的训练时间而言，这些饱和非线性函数比非饱和非线性函数如f(x)=max(0,x)要慢得多。根据Nair和Hinton的说法[20]，我们将这种非线性单元称为修正非线性单元（Rectified Linear Units (ReLUs)）。用ReLU作为激活函数的卷积神经网络比起来同等规模使用tanh作为激活函数的卷积神经网络训练速度快了好几倍。这个结果可以从图一中看出来，该图展示了对于一个特定的四层CNN，在CIFAR-10数据集上达到25%的训练误差所需的迭代次数。这张图说明，如果我们采用传统的饱和神经元，我们不可能为这项工作训练如此庞大的神经网络。

我们并不是第一个考虑在CNN中替换掉传统神经元模型的人。例如，Jarrett等人[11] 声称，用非线性函数f(x)=|tanh(x)|在Caltech-101数据集上做对比度归一化（Contrast Normalization，CN）和局部平均值池化表现得很好。然而，在这个数据集中，主要担心的还是过拟合，所以他们观察到的效果与我们在使用ReLU时观察到的训练集的加速能力不一样。加快训练速度对于在大型数据集上训练大型模型的表现有重大的影响。

3.2

多GPU并行训练

单个的GTX580 GPU只有3GB内存，这限制了可以在其上训练的网络的最大规模。事实证明，120万个训练样本足以训练那些因规模太大而不适合使用一个GPU训练的网络。因此，我们将网络分布在两个GPU上。目前的GPU很适合于跨GPU并行化操作，因为它们能够直接读写对方的内存，而无需通过主机内存。我们采用的这种并行模式主要是将一半的网络内核（或神经元）放在每个GPU上，然后再采用一个小技巧：将GPU通信限制在某些特定的层上。这意味着，比如，第三层的内核从所有的第二层内核映射（kernel map）中获得输入，但是，第四层的内核只从和自己在同一个GPU上的第三层内核中获得输入。选择连接模式对于交叉验证是一个不小的问题，但这使得我们能够精确调整通信量，直到它的计算量的达到可接受的程度。

由此产生的结构有点类似于Ciresan等人提出的“柱状”CNN的结构[5]，不同之处在于我们的纵列不是独立的（见图2）。与一个GPU上训练的每个卷积层只有一半的内核数量的网络相比，该方案分别将我们的top-1和top-5错误率分别降低了1.7％和1.2％。双GPU结构网络比单GPU网络所需的训练时间要稍微少一些。

3.3

局部响应归一化（Local Response Normalization）

ReLU具有让人满意的特性，它们无需对输入数据进行归一化（归一化的作用是来防止它们饱和）。如果至少一些训练样本对ReLU产生了正输入，那么那个神经元上将发生学习。然而，我们仍然发现接下来的局部响应归一化有助于泛化。

3.4

重叠池化

CNN中的池化层总结了同一核映射上相邻组神经元的输出。一般来说，相邻池化单元总结的邻近关系是不重叠的(例如[17,11,4])。更确切的说，池化层可看作由池化单元网格组成，网格间距为ss个像素，每个网格归纳池化单元中心位置z×zz×z大小的邻居。如果设置s=zs=z，我们会得到通常在CNN中采用的传统局部池化。如果设置s&lt;zs<z，我们会得到重叠池化。这就是我们网络中使用的方法，设置s=2s=2，z=3z=3。这个方案分别降低了top-1 0.4%，top-5 0.3%的错误率，与非重叠方案s=2，z=2s=2，z=2相比，输出的维度是相等的。我们在训练过程中通常观察采用重叠池化的模型，发现它更难过拟合。

3.5

总体结构

现在，我们已经准备好描述我们CNN的总体结构。如图二所示，该网络包括了八个带权层；前五层是卷积层，剩下三层是全连接层。最后一个全连接层的输出被送到一个1000维的softmax层，softmax会产生一个覆盖1000类标签的分布。我们的网络使得多分类的Logistic回归目标最大化，这相当于最大化了预测分布下训练样本中正确标签的对数概率平均值。

第2,4,5卷积层的核只与位于同一GPU上的前一层的核映射相连接（看图2）。第3卷积层的核与第2层的所有核映射相连。全连接层的神经元与前一层的所有神经元相连。第1,2卷积层之后是响应归一化层。3.4节中描述的那种最大Pooling层，跟在响应归一化层以及第五个卷积层之后。ReLU非线性应用于每个卷积层及全连接层的输出。

第1卷积层使用96个大小为11\*11\*3，步长为4个像素（这是同一核映射中邻近神经元的感受野中心之间的距离）的核，来对大小为224\*224\*3的输入图像进行滤波。第2层卷积层使用第1层卷积层的输出（响应归一化和池化过的）作为输入，并使用了256个大小为5\*5\*48的核进行滤波。第3,4,5层卷积层互相连接，中间没有接入池化层或者归一化层。第3层有384个大小为3\*3\*256核与第2层卷积层的输出（响应归一化和池化过的）相连。第4层卷积层有384个大小为3\*3\*192的核，第5层有256个大小为3\*3\*192的核。全连接层每个都有4096个神经元。

## 4 减少过拟合

我们的神经网络结构有6000万参数。尽管ILSVRC的1000类使每个训练样本从图像到标签的映射上强加了10比特的约束，这依然不足以训练这么多的参数而不造成过拟合。接下来，我们会描述减少过拟合的两种主要方式。

4.1

数据增强

减少图像数据过拟合最简单最常用的方法，是使用标签-保留转换，人为地扩大数据集（例如，[25,4,5]）。我们使用了两种独特的数据增强方式，这两种方式都可以从原始图像通过非常少的计算量产生变换的图像，因此变换图像不需要存储在硬盘上。在我们的实现中，变换图像通过CPU的Python代码生成，而此时GPU正在训练前一批图像。所以这种放大数据集的方式是很高效很节省计算资源的。

第一种数据增强的方式包括图像变换和水平翻转。我们通过从256\*256的图像上随机提取224\*224的图像块（及其水平镜像）的方法来实现，并在这些提取的图像上对我们的神经网络进行了训练。这通过一个2048因子增大了我们的训练集【？ This increases the size of our training set by a factor of 2048】，尽管最终的训练样本是高度相关的。如果没有这个方案，我们的网络会出现严重的过拟合，这会迫使我们使用更小的网络。在测试时，网络会抽取五个224\*224的图像块（四个角上的图像块和中心的图像块）以及他们的水平翻转（总共是个图像块）进行预测，然后将softmax层对这十个图像块做出的预测取平均。

第二种放大数据集的方法是改变训练图像的RGB通道的强度。具体地，我们在整个ImageNet训练集上对RGB像素进行了PCA（主成分分析）。对于每张训练图像，我们通过均值为0，方差为0.1的高斯分布产生一个随机值a，然后通过向图像中加入更大比例的相应的本征值的a倍，把其主成分翻倍。因此，对于每个RGB像素，我们加入的值如下：

其中，pi和λi分别是RGB像素值3 × 3协方差矩阵的第i个特征向量和特征值，*αi*​是前面提到的随机变量。对于某个训练图像的所有像素，每个*αi*只获取一次，直到图像进行下一次训练时才重新获取。这个方案近似抓住了自然图像的一个重要特性，即光照的颜色和强度发生变化时，目标是不变的。这一方法把top-1错误降低了1%。

4．2

随机失活

将许多不同模型的预测结合起来是降低测试误差[1, 3]的一个非常成功的方法，但这种方法对于本来就需要花费几天去训练的大型神经网络来说，代价太过高昂。然而，有一个非常有效的模型结合版本，它只花费两倍的训练成本。这种最新引入的技术，叫做“dropout”