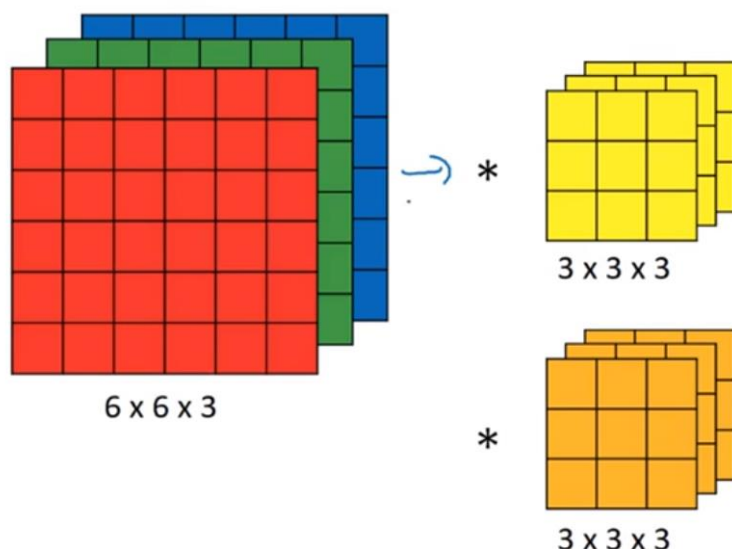


1、计算原理



之前讲到，这样一个卷积神经网络，会输出两个 4*4*1 的新图像，最后堆叠起来，形成 4*4*2 的新的特征图像。不过这里还有很多细节没有谈到，过滤器进行的操作之前只是以卷积一词一笔带过，现在来看看它的真面目。在进行了卷积乘操作以后，还要加上一个偏置值，每个过滤器现在有 $3*3*3=27$ ，加上 1 个偏置，总共有 $28*过滤器数量$ 。最后使用激励方程，输出到下一层的输入。

Ok，现在，简化之前的说明，第一层输入用 $a^{[0]}$ ，过滤器用 $W^{[1]}$ ，偏置用 $b^{[1]}$ ，线性输出用 $Z^{[1]}$ ，最后加上非线性的激励函数用 $a^{[1]}$ ，结果就是 6*6*3 的输入转化为 4*4*2 的输出，这就是卷积神经网络的第一层，如果过滤器数量不同，输出深度也就不同。

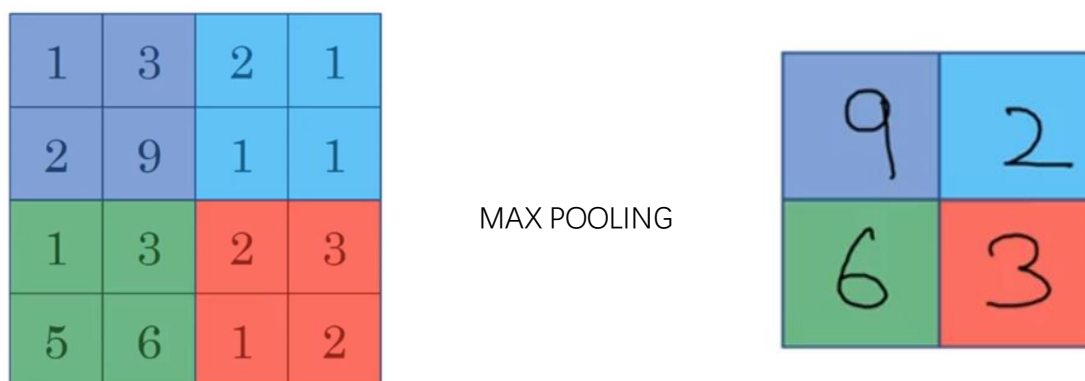
最后，重要的一点，不论输入特征数量有多少，过滤器数量以及维数都是固定的，这就是卷积神经网络区别于一般全连接神经网络的不同，及参数不随特征数量增多而改变，学术上称之为“避免过拟合”。

2、一般步骤

在进行多层卷积神经网络训练过程中，输入图像的 2D 尺寸不断减小，但深度不断加深，比如 39*39*3 的输入最后的输出可能为 7*7*40，最后在进行预测的时候，需要将 3D 特征拉展成 2D 特征，最后组合成向量的形式，输入到 softmax 进行 logistic 预测。这仅仅是多层卷积 (conv) 的设计模式，后面还会有池化层 (pool) 和全连接层 (FC) 的设计。

3、池化层 POOL

池化层也用于缩减特征尺寸，提升速度，同时加强提取特征时的鲁棒性。



这是一个 max pooling（最大池化）的直观理解，在大幅缩减特征数量的情况下，提取出最有用的特征。另外，池化层有一组参数，指导它进行学习， $f=2$ ， $s=2$ ，分别为尺寸和步长，一旦设置，不会改变（只是一个静态属性，无需学习）与卷积层不同的是，它的输入层数和输出层数保持一致，类似的，还有平均池化层。

4、全连接层 FC

这部分与之前讲的神经网络结构一样，由于在最后的池化阶段，要将所有特征展开成一维的，因此，每个特征都要单独进行权重求和，并加上偏置，形成下一神经网络层（隐藏层、输出层）的特征，因此，全连接名字就是这样来的。

5、总结

学完卷积神经网络的一般架构后现在认知有了一个全面清晰的了解，一开始通过卷积层、池化层，减少特征在 2D 平面上的尺寸，同时增加深度，以保证特征不会被忽略掉，最后通过全连接层，进行预测分析。因此，卷积神经网络的设计模式为：
conv、conv、pool、conv、conv、pool、FC、FC……