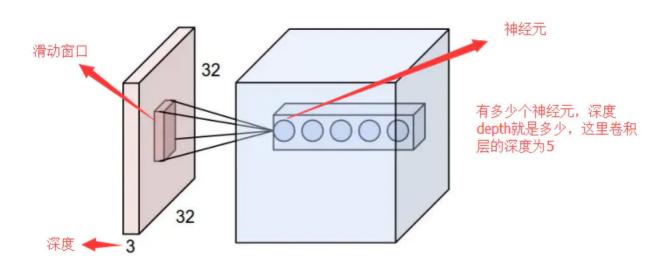
- 一、卷积神经网络的层级结构
- 1. 数据输入层
- *对原始图像数据进行预处理
- **去均值
- **归一化:减少各维度数据取值范围的差异而带来的干扰
- **PCA/白化:用PCA(主成分分析)方法降维;白化是对数据各个特征轴上的幅度归一化,目的是去掉数据之间的相关联度。

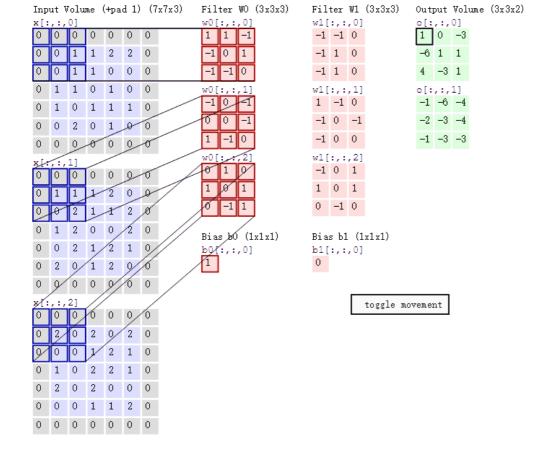
2. 卷积计算层

*这一层是卷积神经网络最重要的一层,有两个关键操作:一个是局部关联,每个神经元看做一个滤波器。另一个是窗口滑动,滤波器对局部数据计算。

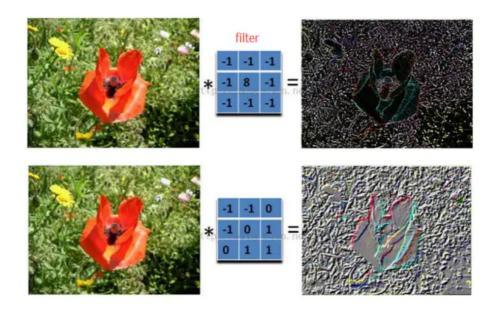
- *几个名词
- **深度/depth
- **步长/stride(窗口一次滑动的长度)
- **填充值/zero-padding: 填充输入矩阵使得滑动能够完成。



**下图两个粉色的是两个神经元。蓝色的是输入矩阵,其中灰色的是填充值。绿色矩阵是卷积层输出的结果。



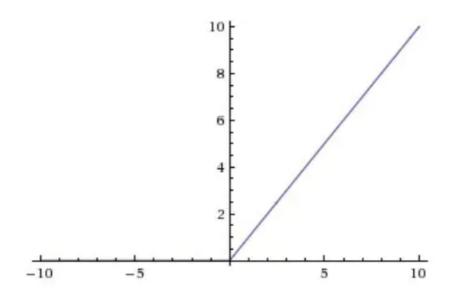
*在卷积层中每个神经元连接数据窗的权重是固定的,每个神经元只关注一个特性。神经元就是图像处理中的滤波器,比如边缘检测专用的Sobel滤波器,即卷积层的每个滤波器都会有自己所关注一个图像特征,比如垂直边缘,水平边缘,颜色,纹理等等,这些所有神经元加起来就好比就是整张图像的特征提取器集合。



3. 激活s层

*把卷积层的输出结果做非线性映射。

*CNN采用的激活函数一般为ReLU(The Rectified Linear Unit/修正线性单元),它的特点是收敛快,求梯度简单,但较脆弱。

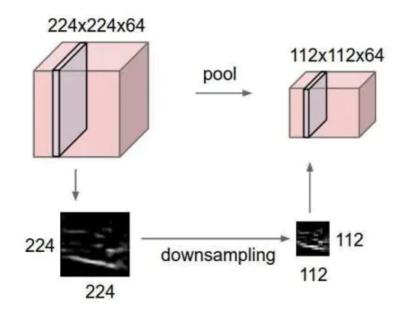


4.池化层

*池化层夹在连续的卷积层中间, 用于压缩数据和参数的量,减小过拟合。简而言之,如果输入是图像的话,那么池化层的最主要作用就是压缩图像。

*池化层的具体作用如下。

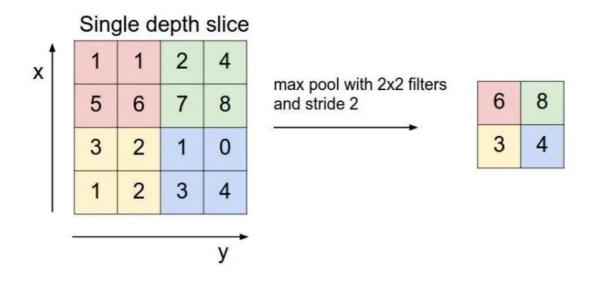
**特征不变性,也就是我们在图像处理中经常提到的特征的尺度不变性,池化操作就是图像的resize,平时一张狗的图像被缩小了一倍我们还能认出这是一张狗的照片,这说明这张图像中仍保留着狗最重要的特征,我们一看就能判断图像中画的是一只狗,图像压缩时去掉的信息只是一些无关紧要的信息,而留下的信息则是具有尺度不变性的特征,是最能表达图像的特征。



**特征降维,我们知道一幅图像含有的信息是很大的,特征也很多,但是有些信息对于我们做图像任务时没有太多用途或者有重复,我们可以把这类冗余信息去除,把最重要的特征抽取出来,这也是池化操作的一大作用。

**在一定程度上防止过拟合,更方便优化。

*池化的方法有Max pooling和average pooling, 常用的是Max pooling, 下图是Maxpooling的展示, 对于每个2*2的窗口选出最大的数作为输出矩阵的相应元素的值。



5. 全连接层

*两层之间所有神经元都有权重连接,通常全连接层在卷积神经网络尾部。也就是跟传统的神经网络神经元的连接方式是一样的

6. 一般CNN结构依次为

- *输入层
- *【卷积层一》激励层】*N 一》池化层?*M
- *【全连接层一》激励层】*K
- *全连接的输出层
- 二、卷积神经网络之训练算法
- *同一般机器学习算法,先定义Loss function,衡量和实际结果之间差距。
- *找到最小化损失函数的W和b, CNN中用的算法是SGD (随机梯度下降)。
- 三、卷积神经网络之优缺点
- *优点
- **共享卷积核,对高维数据处理无压力
- **无需手动选取特征,训练好权重,即得特征分类效果好
- *缺点
- **需要调参,需要大样本量,训练最好要GPU
- **物理含义不明确(也就说,我们并不知道没个卷积层到底提取到的是什么特征,而且神经网络本身就是一种难以解释的"黑箱模型")