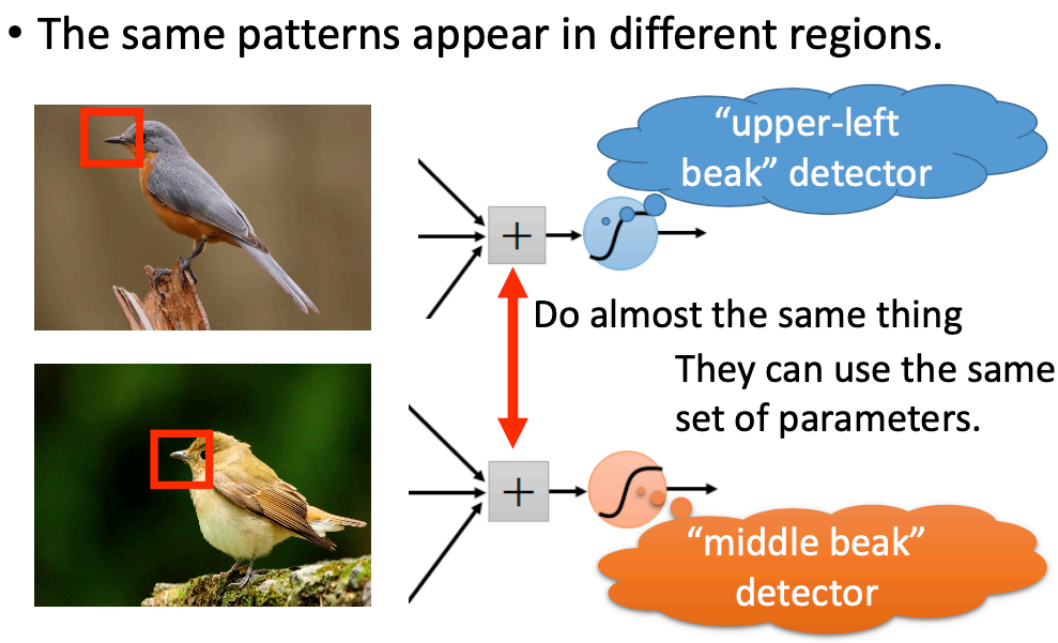
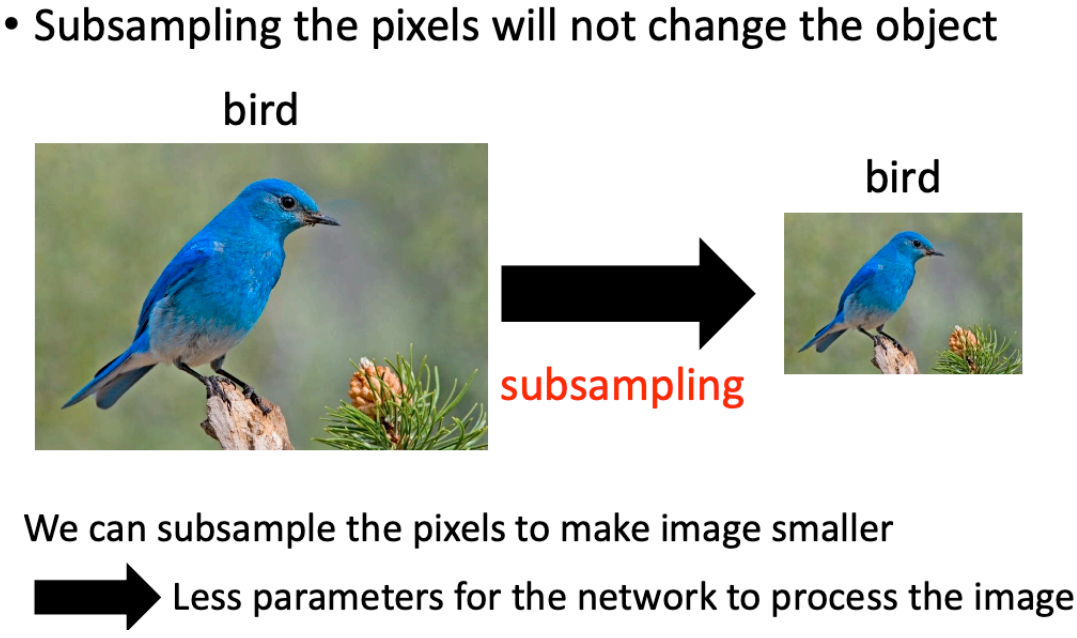
Why CNN for Image

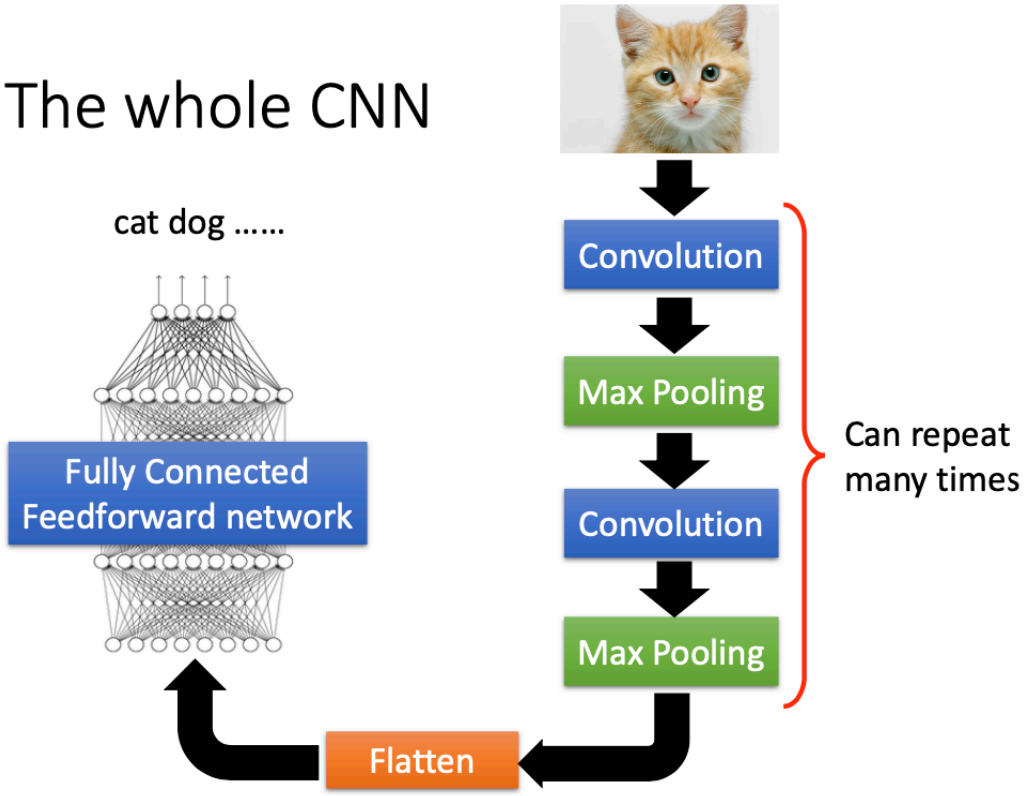
可以使用相同的参数来提取不同图像中的同一种特征，这样就可以降低网络需要学习的参数



CNN还有另外一种操作可以减少网络需要训练的参数，即下采样（subsampling），subsampling可以减少图像的大小。采样层就是使用pooling的技术来实现的，可以用max pooling或average pooling，获取某个像素点及其周围区域的最大值或平均值，将这些像素都用一个像素来表示，就可以缩小图像的大小。

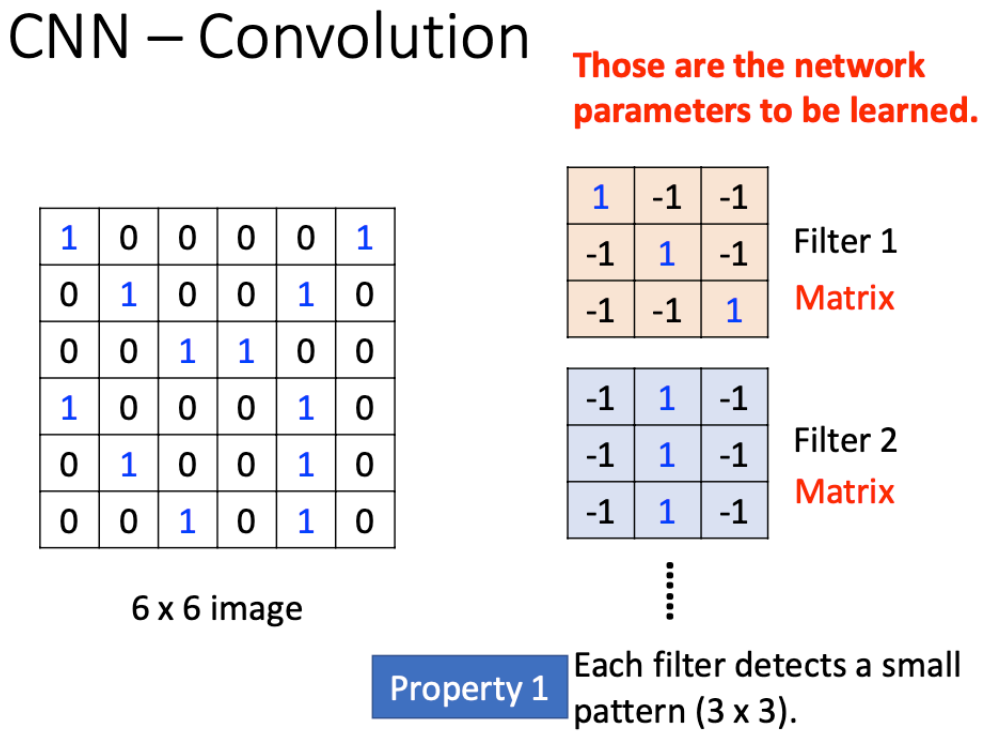


一个完整的CNN网络结构，由多个convolution和pooling层、以及全连接层组成。输入图像先经过多次的convolution、pooling，提取图像中的特征，再把这些特征flatten成一个一维的向量，即全连接层，最后再得出分类结果 cat or dog



convolution

对于我们想要提取图像中的两个特征，我们使用filter1和filter2这两个过滤器，



CNN – Convolution

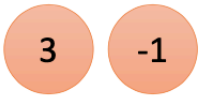
1	-1	-1
-1	1	-1
-1	-1	1

Filter 1

stride=1

1	0	0	0	0	1
0	1	0	0	1	0
0	0	1	1	0	0
1	0	0	0	1	0
0	1	0	0	1	0
0	0	1	0	1	0

6 x 6 image



CNN – Convolution

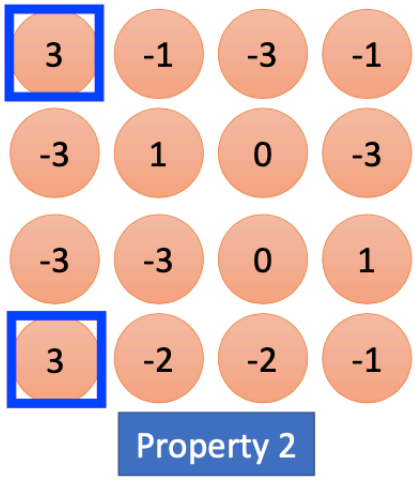
1	-1	-1
-1	1	-1
-1	-1	1

Filter 1

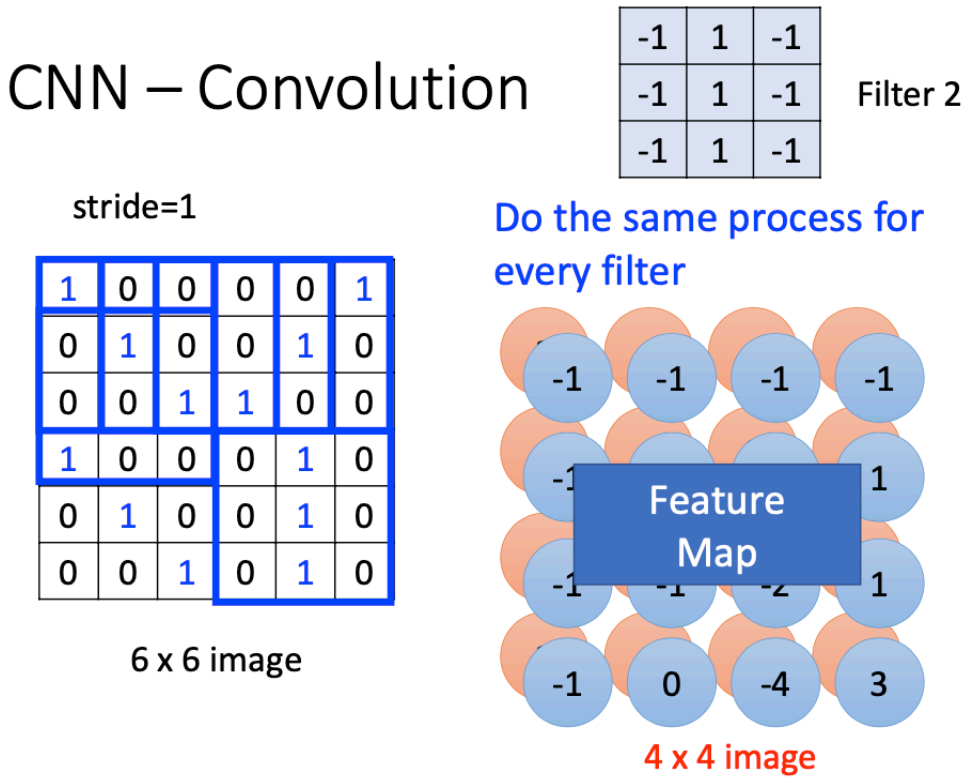
stride=1

1	0	0	0	0	1
0	1	0	0	1	0
0	0	1	1	0	0
1	0	0	0	1	0
0	1	0	0	1	0
0	0	1	0	1	0

6 x 6 image



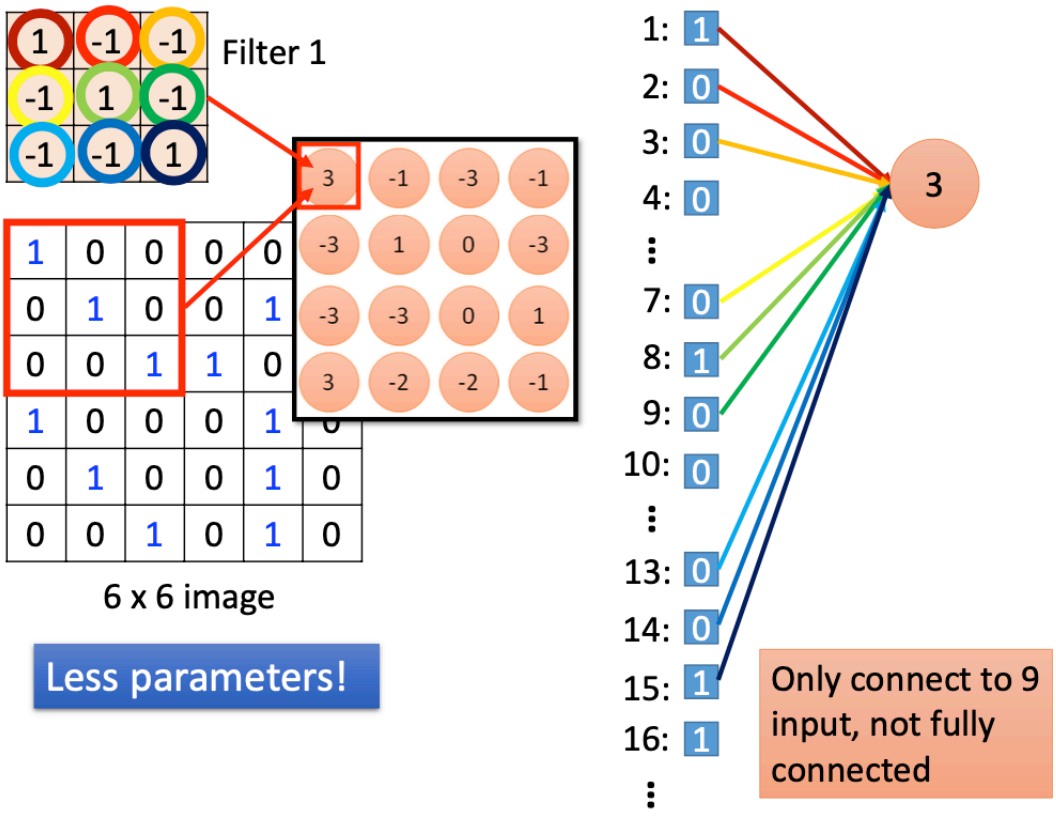
Property 2



特性

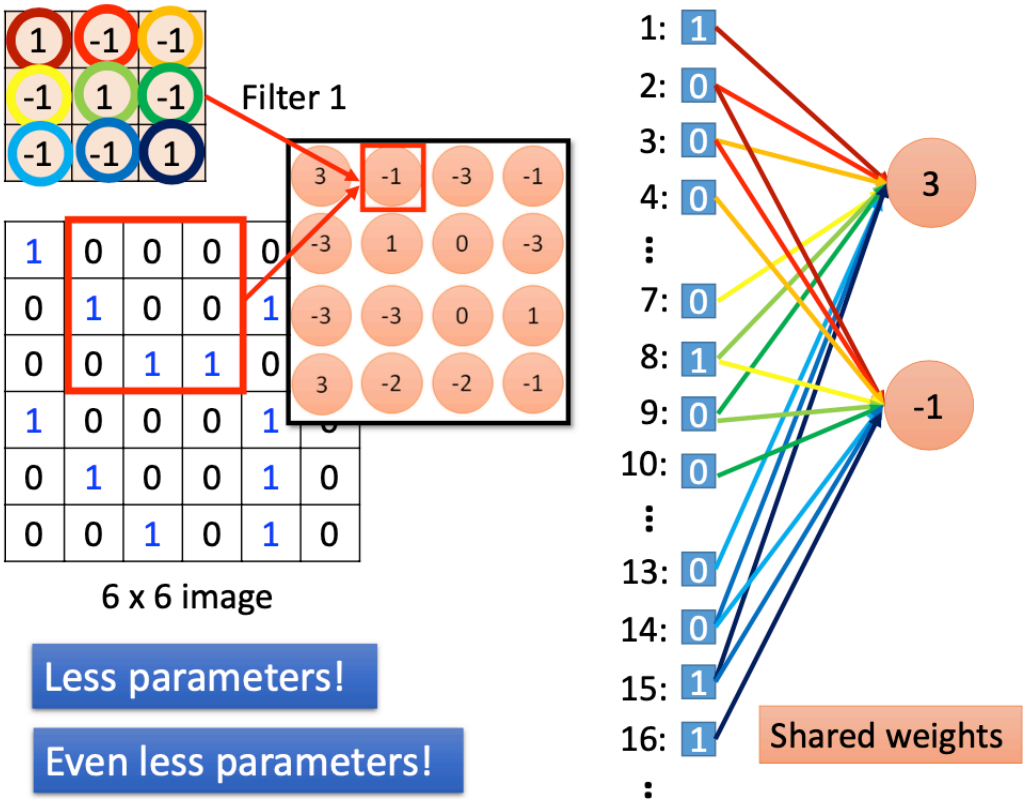
local field

下一层的neural 3，只与前层的9个neural相连接，而不是和前层的全部neural连接



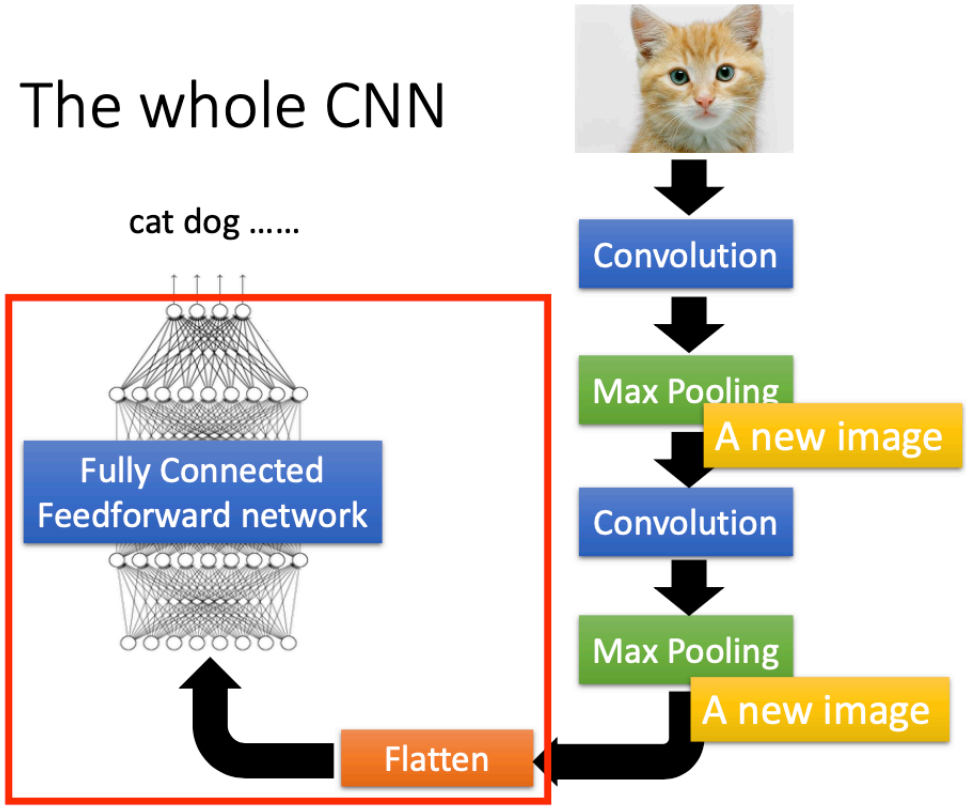
weight sharing

对于图像的同一种特征，只需要一个过滤器filter即可，这样就可以进一步减少图像中的参数

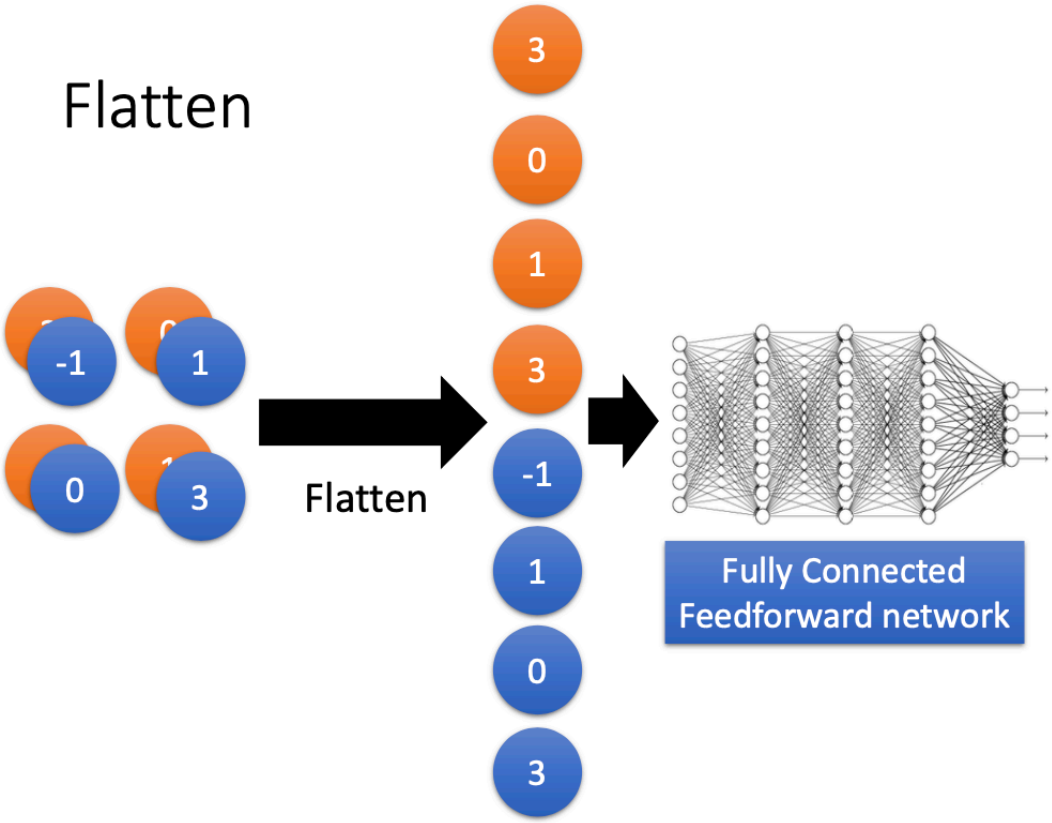


Flatten

每经过一次convolution和pooling操作，都会生成一张新的图片，这张新图片的大小比原图要小很多，减少了需要训练的参数



再把经过多次convolution和pooling的图像flatten，展开成一维的向量，再输入全连接层



CNN in Keras

首先先介绍一下convolution和pooling对图像大小变化的公式，设输入图像的宽度和高度分别为w和h，卷积核大小为$F \times F$，步长stride大小为S，如果再加入Padding操作，经过卷积或池化操作后图像的大小为W和H

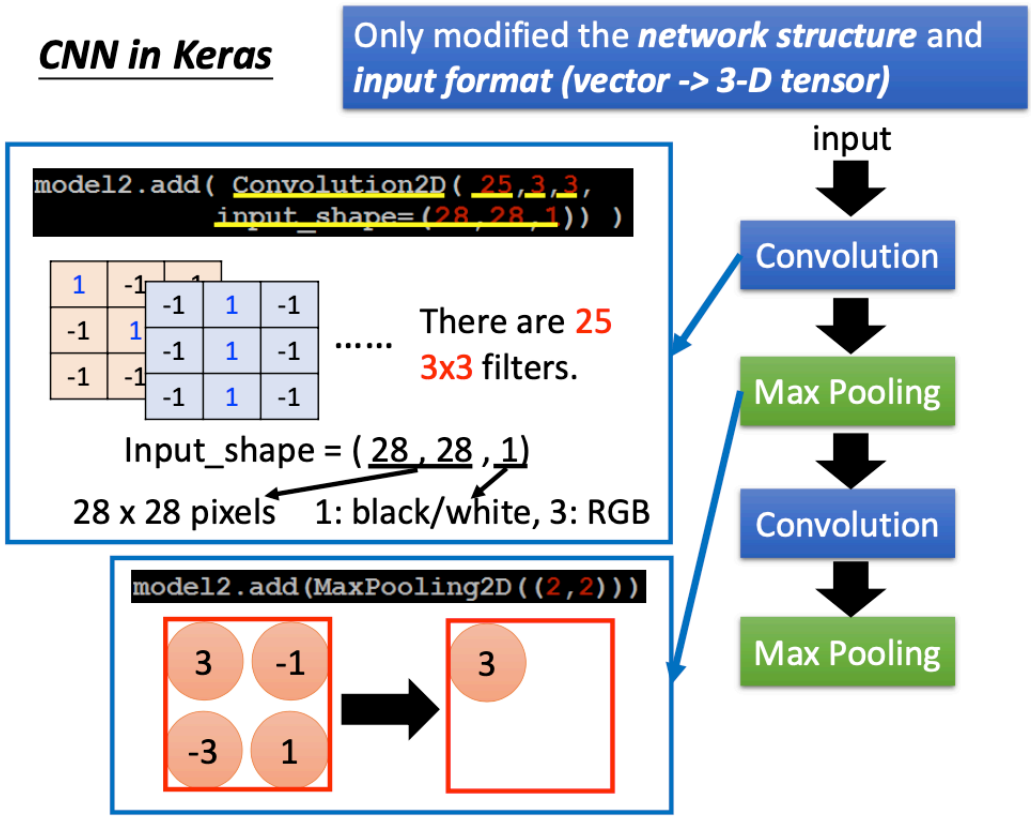
$$H/W = \frac{(h/w - F + 2P)}{S} + 1$$

这里引入了keras，先介绍几个主要函数的参数。

我们可以先通过以下函数来生成一个convolution layer

```
model2.add(Convolution2D(25,3,3, input_shape=(28,28,1)))
```

其中25表示filter的数量，3×3表示filter的大小，`model2.add()`其中的`Convolution2D`还有一个参数input_shape，表示函数输入的图像大小，例子中表示一个单通道的28×28图像，如果需要输入彩色图像，则是$28 \times 28 \times 3$



下面我们将继续介绍通过convolution和pooling操作后参数数量的变化。对于下图中的例子，我们先考虑输入28×28大小的图像，即$w = 28, h = 28$，这里默认步长为1，padding为0，经过3×3卷积核大小的过滤，图像的大小就变为26×26

$$\frac{28 - 3 + 2 * 0}{1} + 1 = 26$$

由于输入的图像只有1个channel，卷积核大小为3×3，因此第一层只有9个参数

由于前一层有25个filter，经过一次convolution操作后，图像大小为26×26，本层的neural个数为$25 \times 26 \times 26$；还需要再进行一次pooling操作，经过pooling操作之后图像大小为13×13，max pooling操作没有filter，不算参数

```
model2.add(MaxPooling2D((2,2)))
```

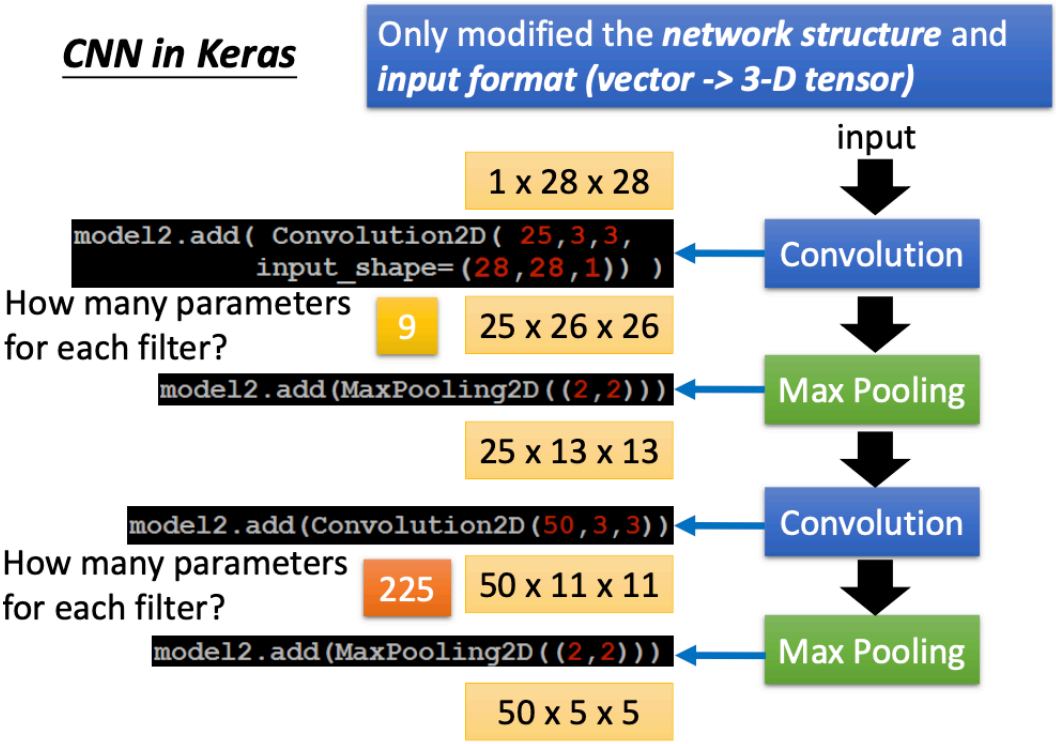
pooling操作后图像宽度的大小为，

$$\frac{26 - 2 + 2 * 0}{2} + 1 = 13$$

经过一次convolution和pooling操作之后，neural个数为$25 \times 13 \times 13$；

对于第二次的convolution操作，有50个大小为3×3的filter，输出的neural数量为$50 \times 11 \times 11$；一次pooling操作所包含的区域大小为2×2，输出的neural数量为$50 \times 5 \times 5$

$$\frac{13 - 3 + 2 * 0}{1} + 1 = 11$$
$$\frac{11 - 2 + 2 * 0}{2} + 1 = 5$$



经过两次的convolution和pooling操作之后，neural的数量为$50 \times 5 \times 5$，下一步操作就是将这些神经元flatten，展开成一维向量；再输入激活函数和全连接层