# 神经网络与深度学习

**1652613白皓月 ilab暑期实习笔记**

**2.1二分类**

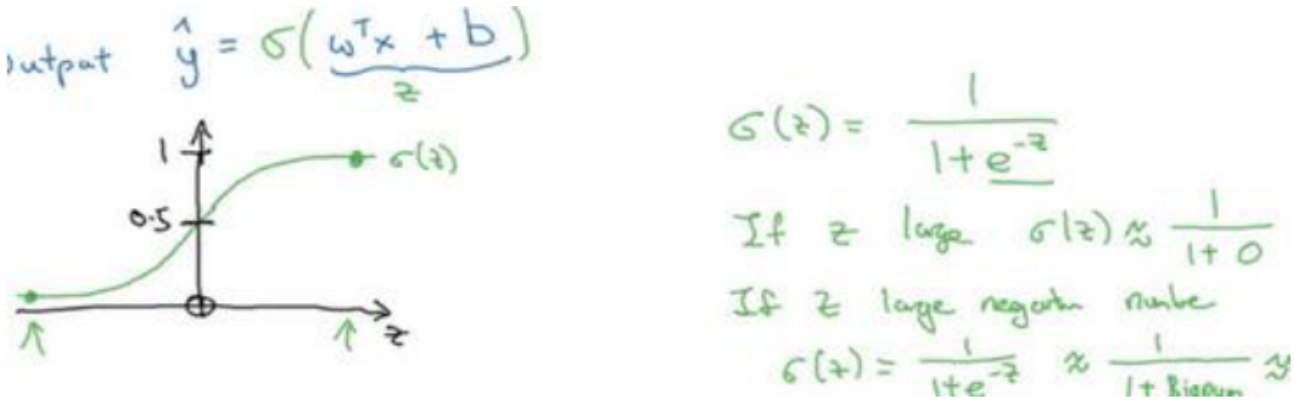
逻辑回归是用于二分类的算法，识别是否是猫咪为二分类

主要介绍了一些符号的说明

X表示所有训练数据的输入值，Y表示所有训练数据集的输出值

**2.2逻辑回归**

$y^{\wedge}$ 表示的是这是一只猫的概率多大




任务是去让机器学习w和b，使得对y=1有很好的估计

$$\text{Given } \{(x^{(1)}, y^{(1)}), \ldots, (x^{(m)}, y^{(m)})\}, \text{ want } \hat{y}^{(i)} \approx y^{(i)}.$$

可以使用额外的特征$x_0$ 来使只有一个参数

**2.3逻辑回归的代价函数**

通过训练代价函数来获得参数

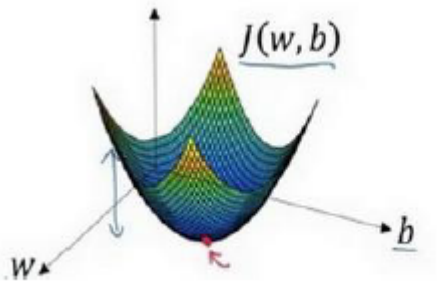
逻辑回归中不是使用平方差，而是使用另一个和对数有关的函数

损失函数（loss function）是在单个训练样本定义，代价函数是对m个样本的损失函数取平均

逻辑回归是个非常小的神经网络

**2.4梯度下降法**

在测试集上，通过最小化代价函数来训练参数w和b




26

代价函数必须为凸函数

逻辑回归的代价函数（成本函数）$J(w,b)$是含有两个参数的。

$$w := w - a\frac{\partial J(w,b)}{\partial w} \qquad b := b - a\frac{\partial J(w,b)}{\partial b}$$

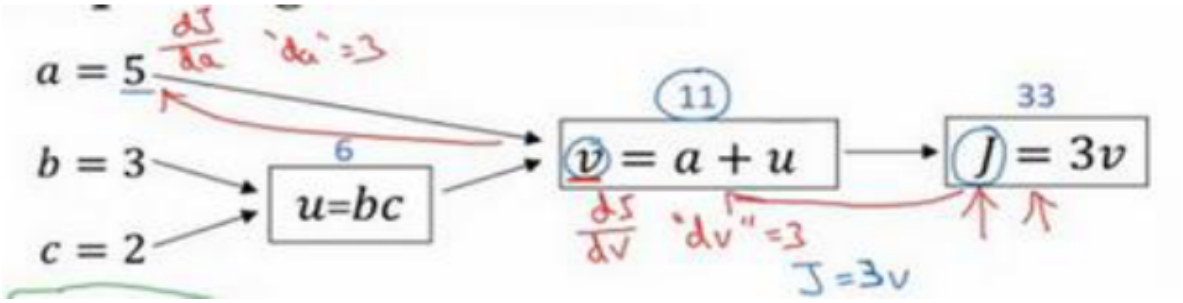
round表示求偏导

**2.7**

前向过程计算网络输出，反向传输计算梯度或者导数

计算图用于处理代价函数?

**2.8**




利用链式法则，看某个变量增加0.001时，输出变量增加多少

dvar表示最终关心的变量的导数，其他比如dj/dv就用dv表示

一步一步，先计算dv，计算da也要通过dv

**2.9逻辑回归梯度下降**

使用计算图实现逻辑回归中的梯度下降

对于单个样本来说，计算出dz后，通过$x_1$ * dz计算$dw_1$ ，然后更新w1 = w - adw1

**2.10 m个样本的梯度下降**

微分求平均

向量化摆脱for循环

**2.11，2.12，2.13向量化**

np.dot算是,其他np.function也有，避免写循环

np.dot可以算矩阵乘法np.dot(A,v)

还有exp，log，abs，max等函数

消除有关多个特征值的循环：只定义一个dw

算z时n个训练集的循环也可以消除：Z=np.dot(w.T,X)+b，得到行向量

b也会自动扩展

**2.14向量化逻辑回归的梯度输出**

$J = 0,\ dw_1 = 0,\ dw_2 = 0,\ db = 0$

for i = 1 to m:

$z^{(i)} = w^T x^{(i)} + b$

$a^{(i)} = \sigma(z^{(i)})$

$J \mathrel{+}= -\left[y^{(i)} \log a^{(i)} + (1 - y^{(i)}) \log(1 - a^{(i)})\right]$

$dz^{(i)} = a^{(i)} - y^{(i)}$

$dw_1 \mathrel{+}= x_1^{(i)} dz^{(i)}$

$dw_2 \mathrel{+}= x_2^{(i)} dz^{(i)}$

$db \mathrel{+}= dz^{(i)}$

$J = J/m,\ dw_1 = dw_1/m,\ dw_2 = dw_2/m$

$db = db/m$

我们的目标是不使用 **for** 循环，而是向量，我们可以这么做：

$$Z = w^T X + b = np.dot(w.T, X) + b$$

$$A = \sigma(Z)$$

$$dZ = A - Y$$

$$dw = \frac{1}{m} * X * dz^T$$

$$db = \frac{1}{m} * np.sum(dZ)$$

$$w := w - a * dw$$

$$b := b - a * db$$

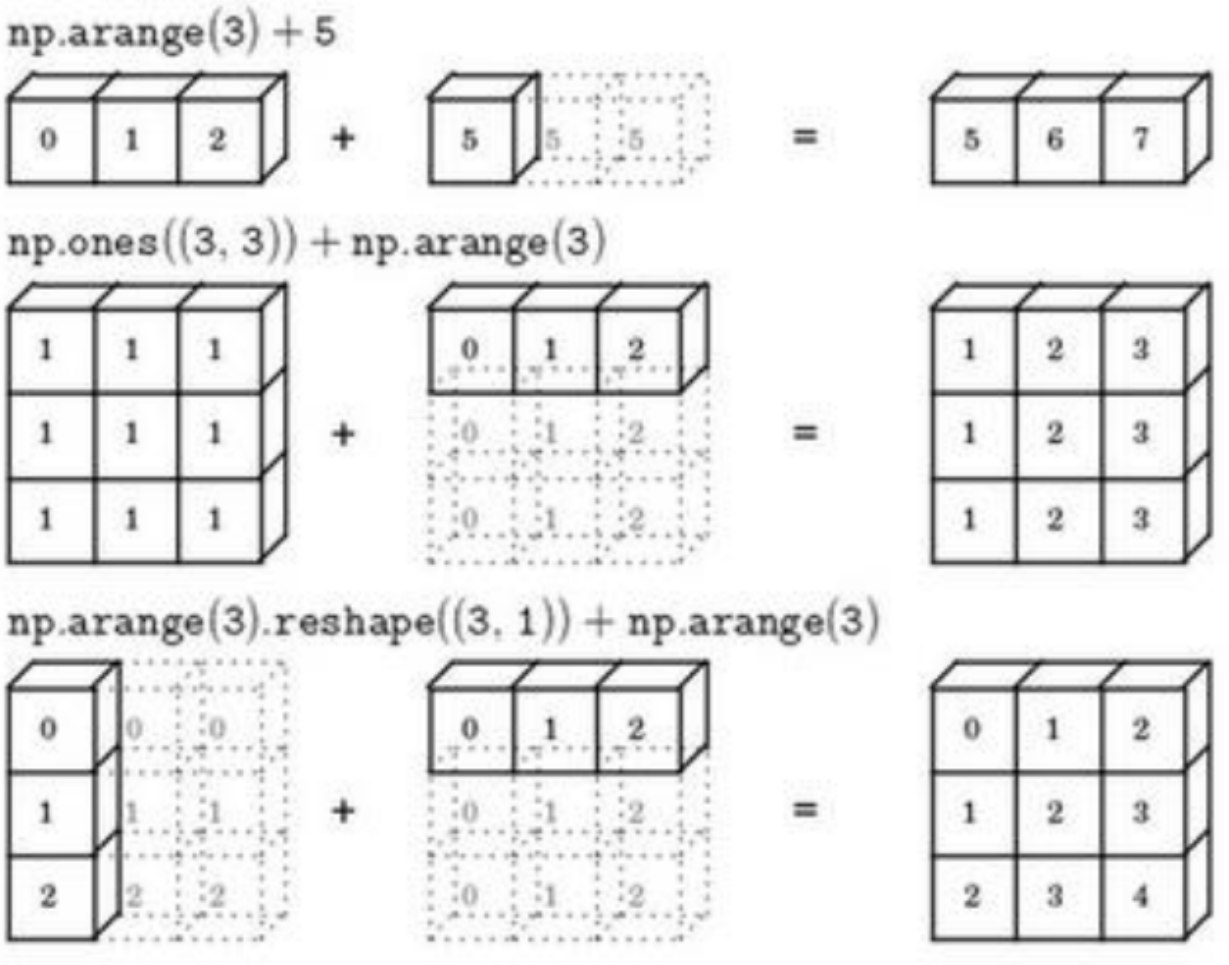
推荐一次迭代一次梯度下降

**2.15广播**

A.sum(axis=0)表示运算按列执行

写代码不确定维度时可以使用reshape

两数组后缘维度轴长度相符或者其中一方轴长度为1时可以广播




np.random.randn(5)生成的是一维数组，不如（5,1）这样直接声明为向量表现清楚，先不使用，用列向量或者行向量。

可以用assert确保

**3.2**

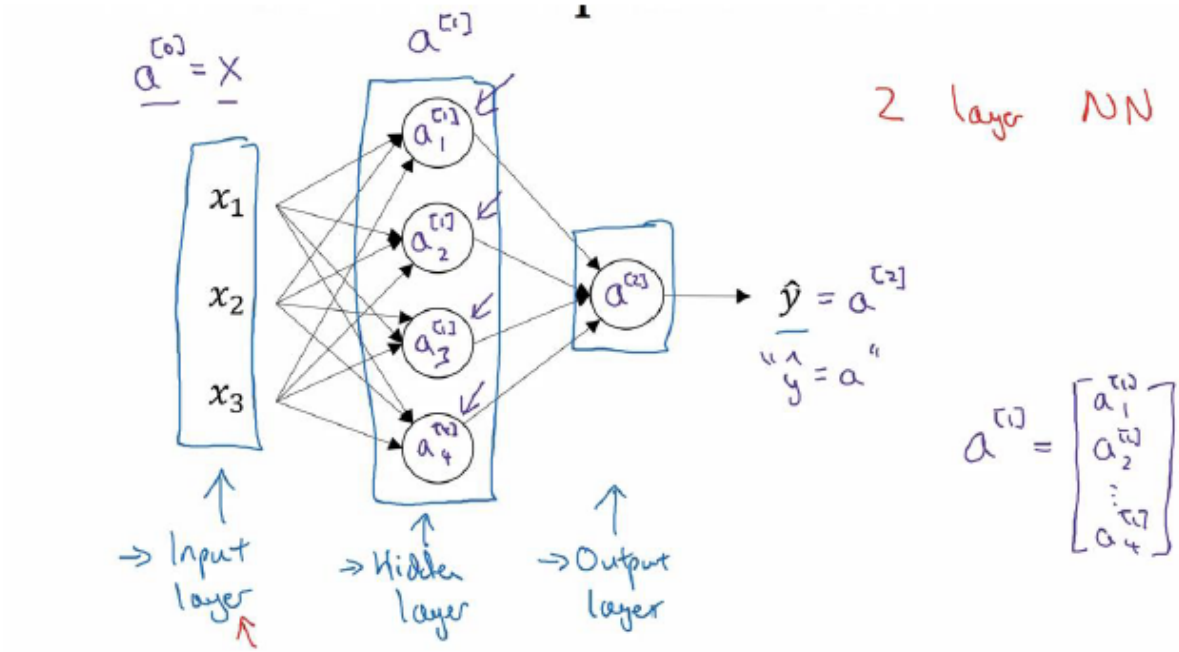



图 3.2.2

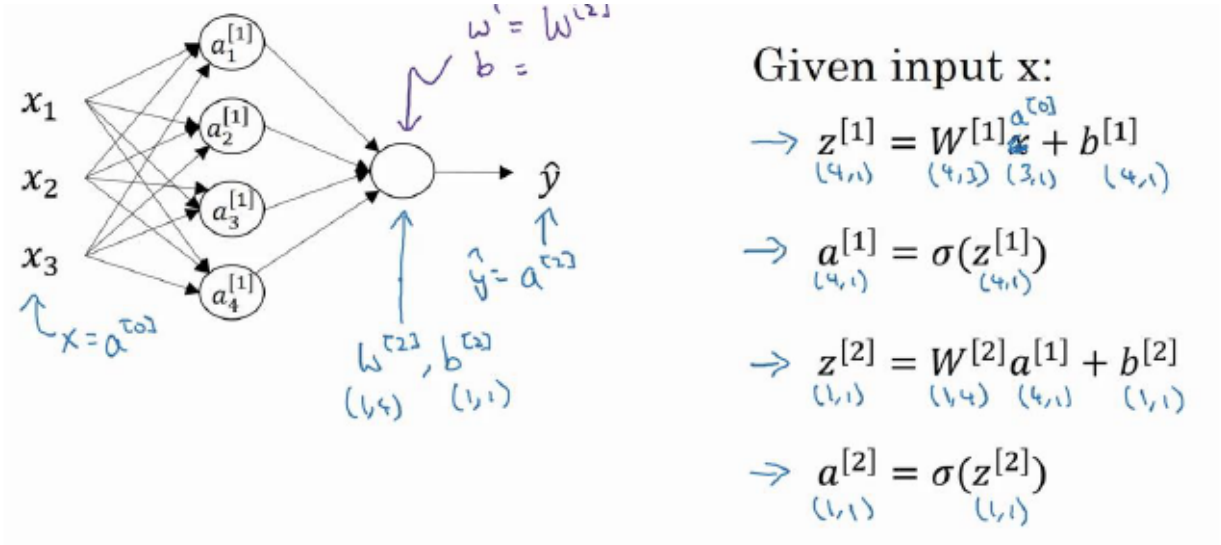
算作两层神经网络

分别有w1，b1，w2，b2这些参数

**3.3计算输出**

逻辑回归和神经网络的不同体现在

这个神经网络知识将逻辑回归里的那个计算做了四遍




第一层可以理解，第二层是为了什么呢。以第一节例子来看，神经网络就是，基于逻辑回归重复使用了两次该模型得到上述例子的神经网络

**3.4 多样本向量化**

不同列表示的不同训练样本，不同行表示不同的隐藏单元

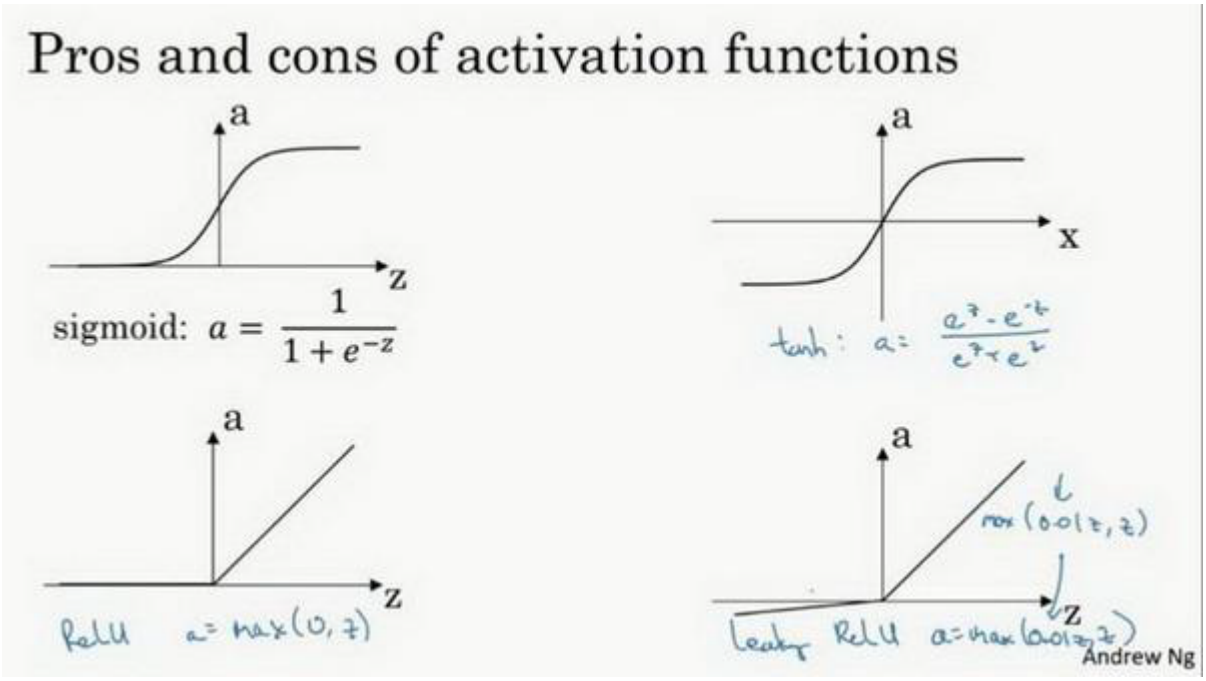
不同层的话就是不同矩阵了

**3.5 向量化实现的解释**

本质是用每一层输入$A^{[i-1]}$计算$A^{[i]}$，即使网络再深，基本还是重复这两步运算

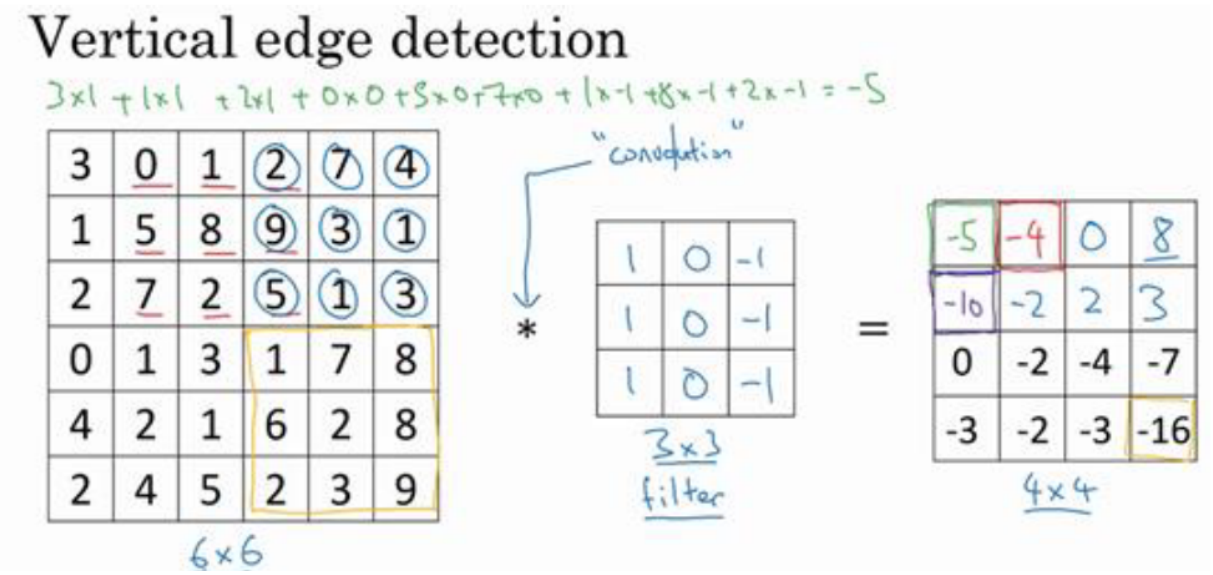
**3.6激活函数**

在神经网络的不同层中，激活函数可以不同

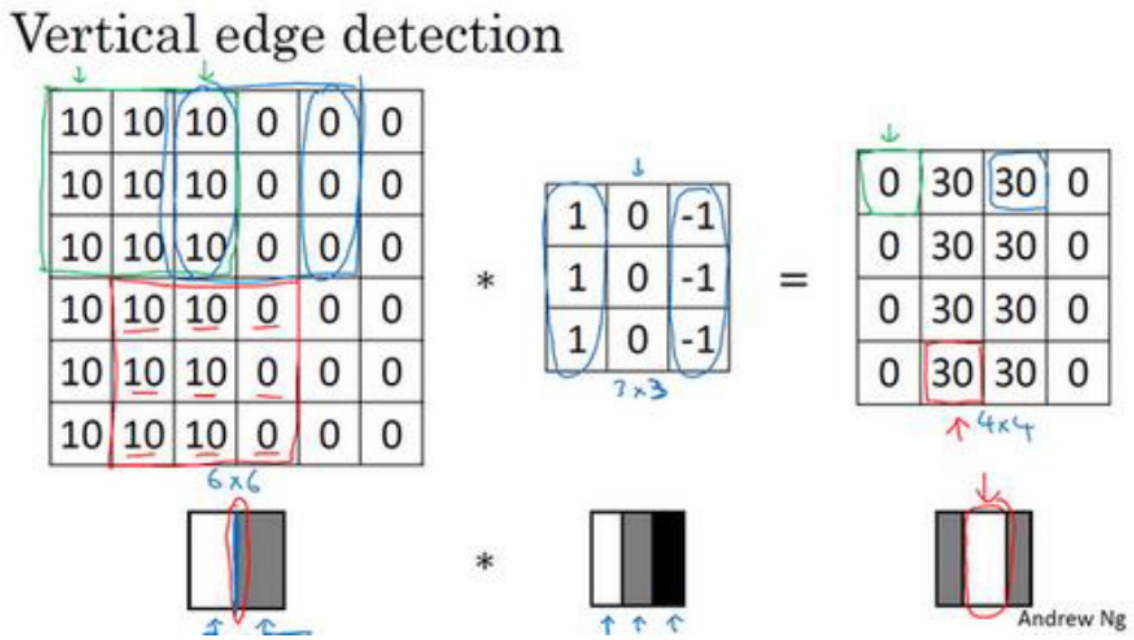



# 卷积神经网络

**1.2边缘检测示例**



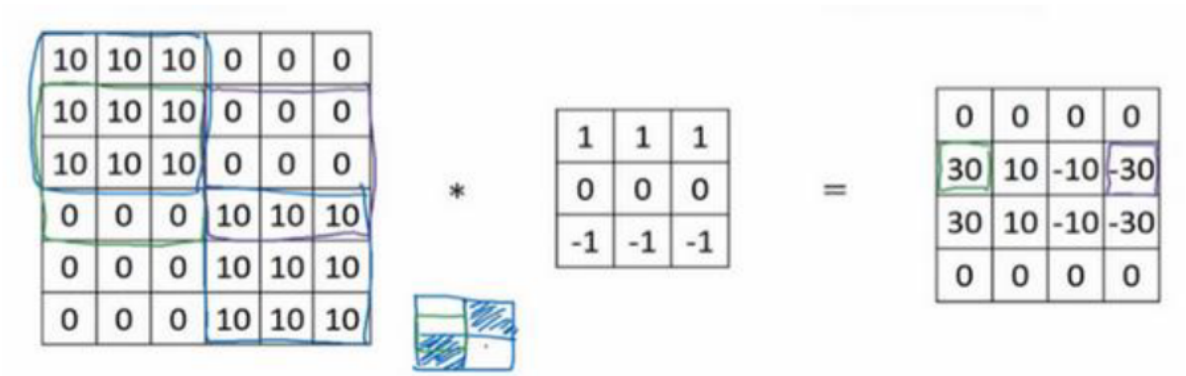

卷积过程就是用过滤器套在左图上，将每个数相加




垂直剪测的实例，只不过检测出来有点粗了

**1.3更多边缘检测**

看亮度变化




30表示正边，-30表示存在负边

可以利用神经网络去学习过滤器的这9个参数

**1.4Pading**

防止边缘信息丢失，四周填充像素

分为valid卷积和same卷积

valid不填充，same填充使输入和输出一样

习惯都是奇数维过滤器