

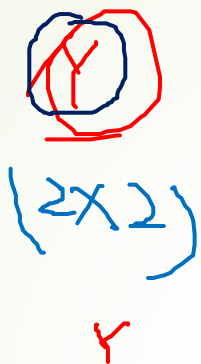
Total

$$L/loss = MAE \quad |Y_p - Y|$$

28x28
→ 784



X



$$2. \quad \frac{\partial loss}{\partial Y_p} \cdot \frac{\partial Y_p}{\partial W_i / \partial b} = C$$

W (784x1) = (W₁, ..., W₇₈₄)



(2x392) (392x2) random (2, 2, ..., 2)

$$\vec{X} \cdot \underline{W} + \underline{b} = Y_p$$

(2x2)

$$W_i = W_i - L_r \times C$$

↓ Loss = (Y_p - Y)²
MSE ✓

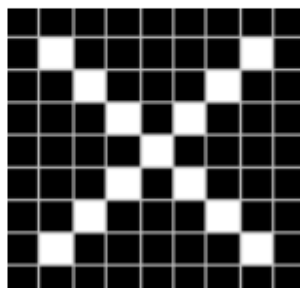
$$b = b - L_r \cdot \frac{\partial L}{\partial Y_p} \times \frac{\partial Y_p}{\partial b}$$



机器学习概念：卷积层、全连接层
池化层和遗忘层

卷积层：

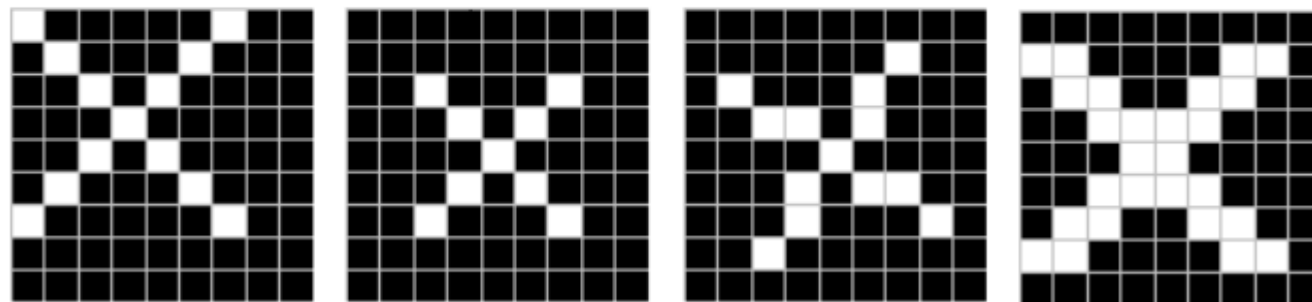
比如，我现在要训练一个最简单的CNN，用来识别一张图片里的字母是X还是O。



我们人眼一看，很简单嘛，明显就是X啊，但是计算机不知道，它不明白什么是X。所以我们给这张图片加一个标签，也就是俗称的Label，Label=X，就告诉了计算机这张图代表的是X。它就记住了X的长相。

卷积层：

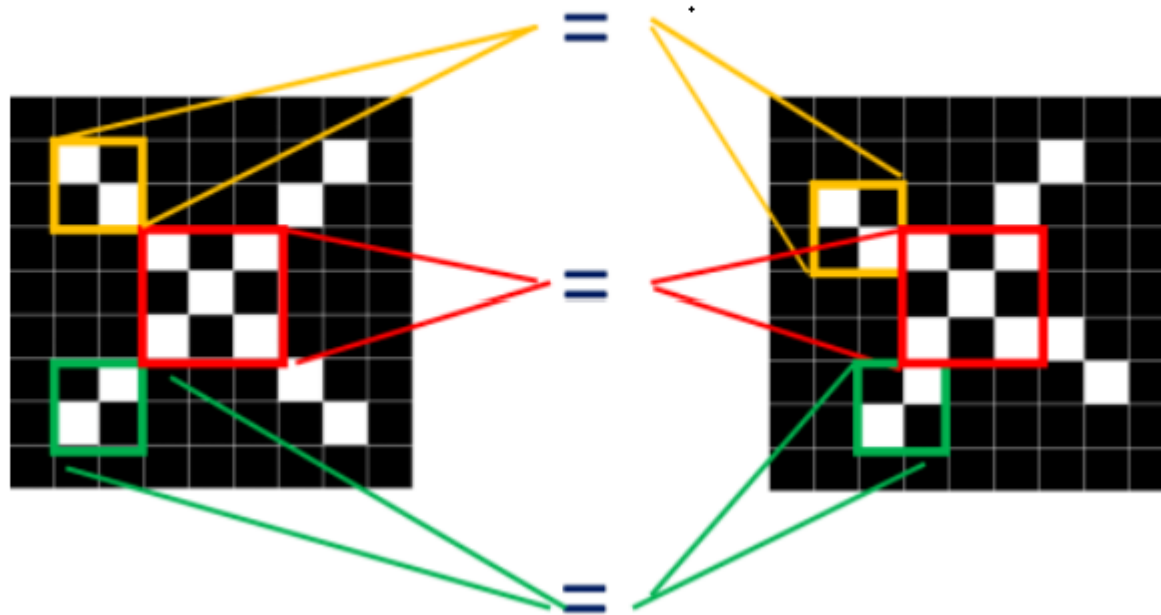
但是并不是所有的X都长这样呀。比如说...



这四个都是X，但它们和之前那张X明显不一样，计算机没见过它们，又都不认识了。

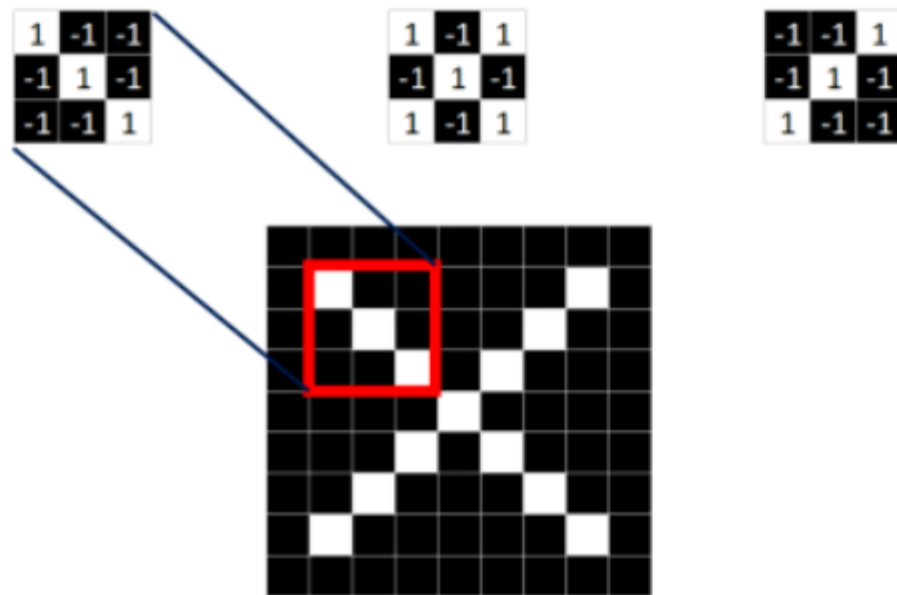
卷积层：

观察这两张X图，可以发现尽管像素值无法一一对应，但也存在着某些共同点。



卷积层：

同理，从标准的X图中我们提取出三个**特征 (feature)**



卷积层：

我们发现只要用这三个feature便可定位到X的某个局部。

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

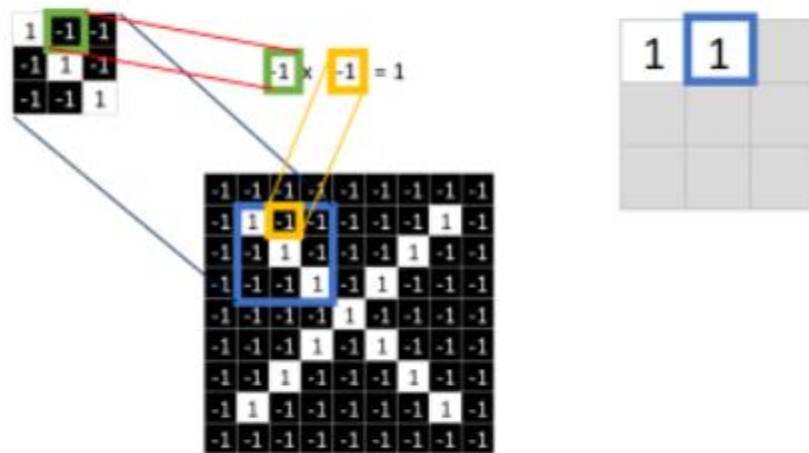
1	-1	1
-1	1	-1
1	-1	1

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

feature在CNN中也被成为卷积核 (filter) ，一般是3X3，或者5X5的大小。

卷积层：

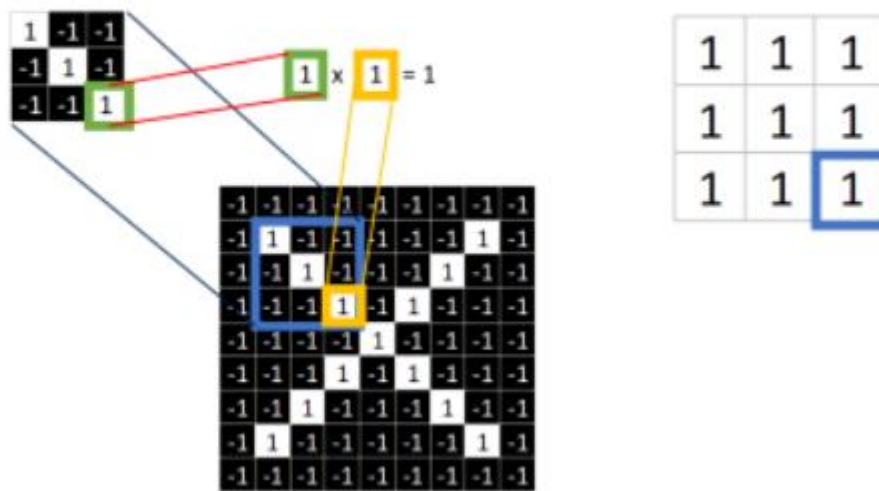
同理再继续计算其他8个坐标处的值



9个都计算完了就会变成这样。

卷积层：

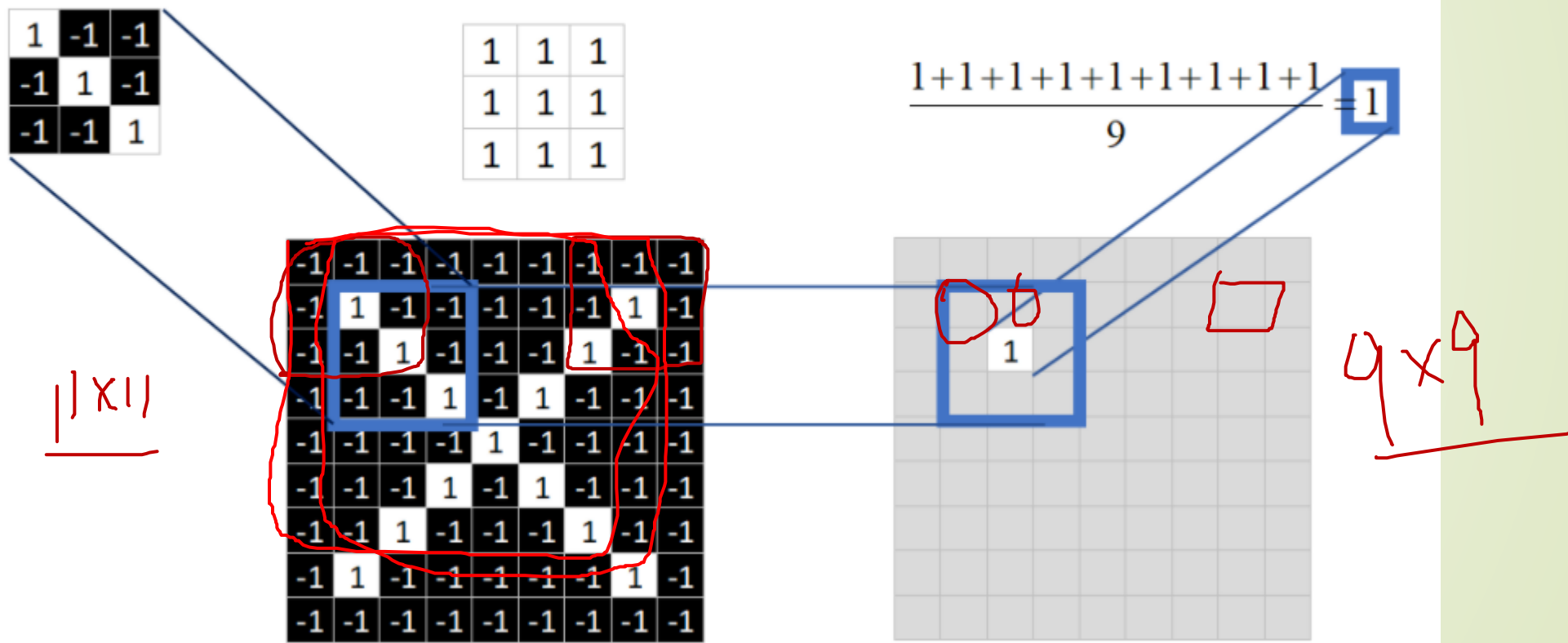
9个都计算完了就会变成这样。



卷积层：

接下来的工作是对右图九个值求平均，得到一个均值，将均值填入一张新的图中。

这张新的图我们称之为 feature map (特征图)



卷积层:

好了,经过一系列卷积对应相乘, 求均值运算后, 我们终于把一张完整的feature map填满了。

① $5 \times 5 \rightarrow 7 \times 7$

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

3×3

②

9×9

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

11×11

12×12

$3 \times 3 \rightarrow 2$

4×4

对图像运用该卷积核, 产生的结果

0.77	-0.11	0.11	0.33	0.55	-0.11	0.33
-0.11	1.00	-0.11	0.33	-0.11	0.11	-0.11
0.11	-0.11	1.00	-0.33	0.11	-0.11	0.55
0.33	0.33	-0.33	0.55	-0.33	0.33	0.33
0.55	-0.11	0.11	-0.33	1.00	-0.11	0.11
-0.11	0.11	-0.11	0.33	-0.11	1.00	-0.11
0.33	-0.11	0.55	0.33	0.11	-0.11	0.77

卷积层:

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



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

=

0.77	0.11	0.11	0.33	0.55	0.11	0.33
0.11	1.00	0.11	0.33	0.11	0.11	0.11
0.11	0.11	1.00	0.33	0.11	0.11	0.55
0.33	0.33	0.33	0.55	0.33	0.33	0.33
0.55	0.11	0.11	0.33	1.00	0.11	0.11
0.11	0.11	-0.11	0.33	0.11	1.00	0.11
0.33	0.11	0.55	0.33	0.11	0.11	0.77

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



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

=

0.33	0.55	0.11	0.11	0.11	0.55	0.33
0.55	0.55	0.55	0.33	0.55	0.55	0.55
0.11	0.55	0.55	0.77	0.55	0.55	0.11
0.11	0.33	0.77	1.00	0.77	0.33	0.11
0.11	0.55	0.55	0.77	0.55	0.55	0.11
0.55	0.55	0.55	0.33	0.55	0.55	0.55
0.33	0.55	0.11	0.11	0.11	0.55	0.33

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



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

=

0.33	0.11	0.55	0.33	0.11	0.11	0.77
0.11	0.11	0.11	0.33	0.11	1.00	0.11
0.55	0.11	0.11	0.11	0.11	1.00	0.11
0.33	0.33	0.33	0.55	0.33	0.33	0.33
0.11	0.11	1.00	0.33	0.11	0.11	0.55
0.11	1.00	0.11	0.33	0.11	0.11	0.11
0.77	0.11	0.11	0.33	0.55	0.11	0.33

全链接层: $cat = (1, 0)$

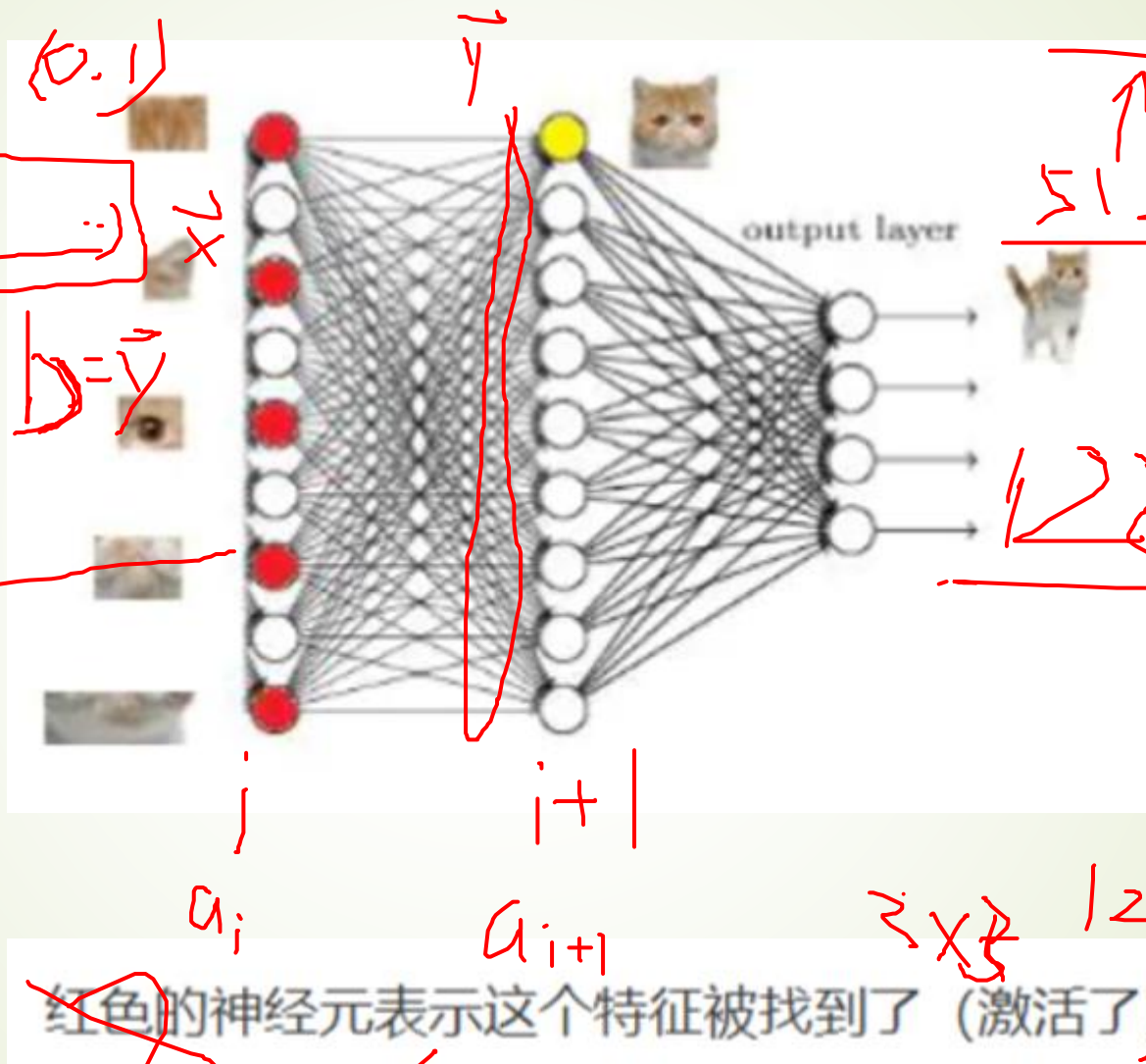
$dog = (0, 1)$

$M = (1, \dots, \dots)$

FC

$$X \cdot W(a_i, a_{i+1}) + b = \vec{y}$$

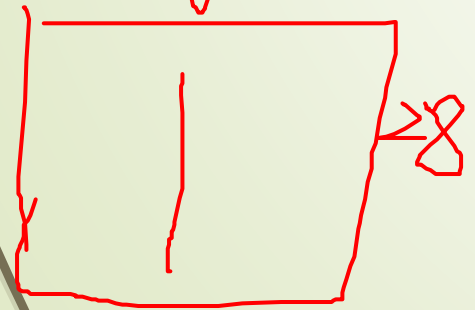
(n, a_i)



$256 \rightarrow 64 \rightarrow 12$
 $\frac{256}{6} \rightarrow 1024$
 $M-D$

512
 $128 \times 2 \times 2$

$\frac{1 \times 28 \times 28}{28} \quad 3 \times 3$



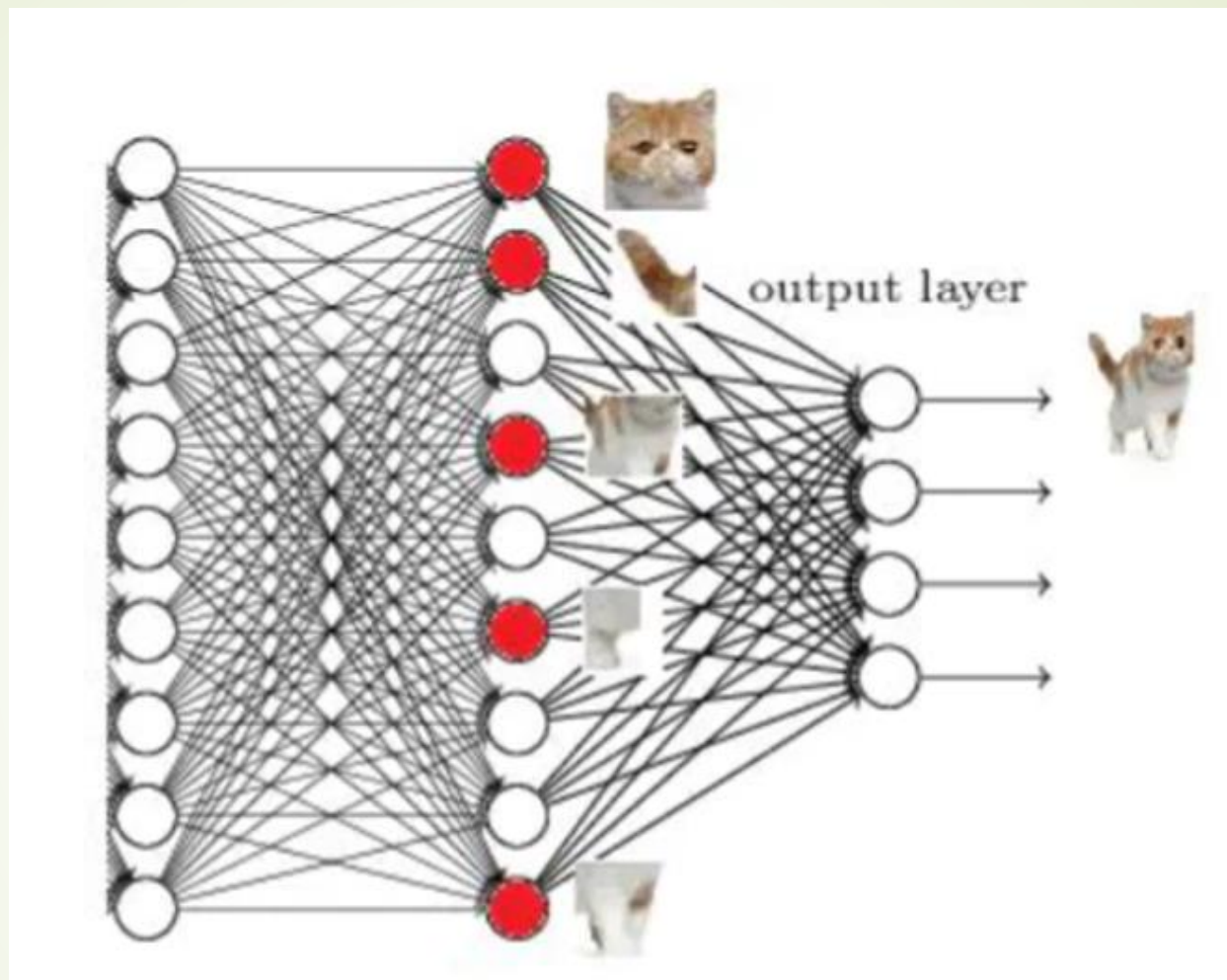
$128 \times 24 \times 24$

$3 \times 3 \quad 128$

红色的神经元表示这个特征被找到了 (激活了)

Conv $\frac{64 - 3 \times 3}{64 \times 26 \times 26}$

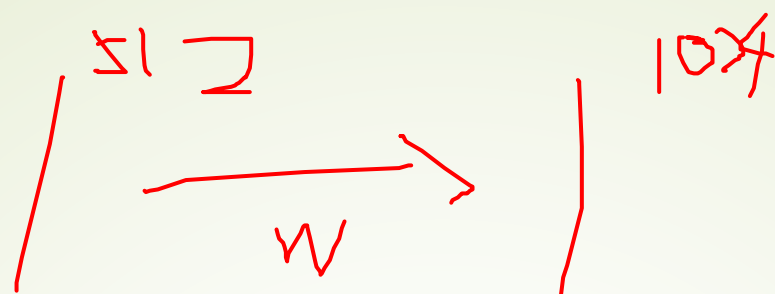
全链接层：



当我们把这些找到的特征组合在一起，发现最符合要求的是猫

ok, 我认为这是猫了

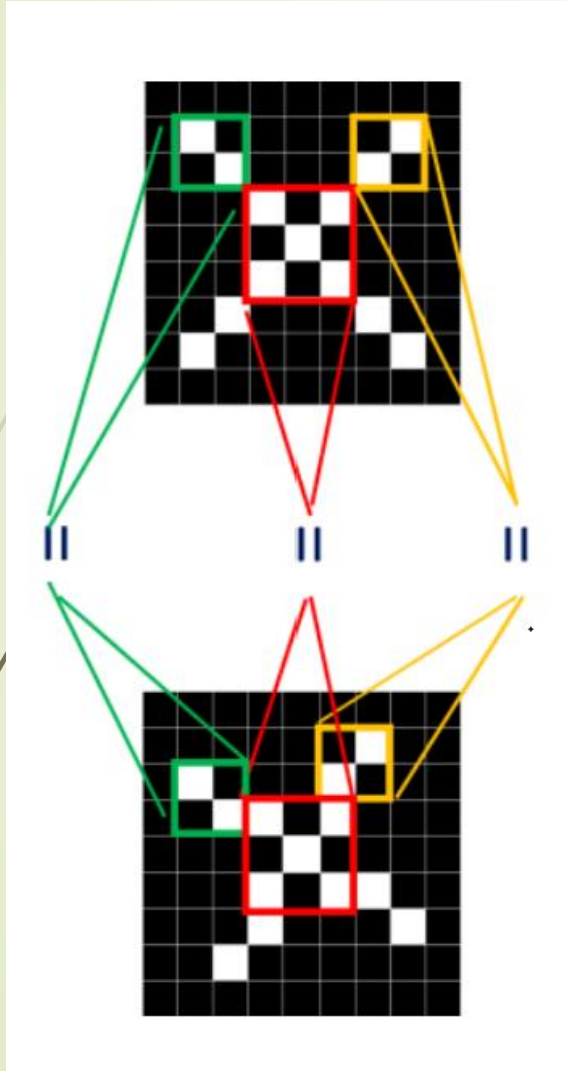
FC code:



```
nn.Linear(in_features, out_features)
```

```
import torch.nn as nn
import torch
m = nn.Linear(20, 30)
input =
torch.autograd.Variable(torch.randn(1
28, 20))
output = m(input)
print(output.size())#[128, 30]
```

作业：



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



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

=

0.77	0.11	0.11	0.33	0.55	0.11	0.33
0.11	1.00	-0.11	0.33	-0.11	0.11	-0.11
0.11	0.11	1.00	0.33	0.11	0.11	0.55
0.33	0.33	-0.33	0.55	0.33	0.33	0.33
0.55	0.11	0.11	-0.33	1.00	0.11	0.11
0.11	0.11	-0.11	0.33	-0.11	1.00	-0.11
0.33	0.11	0.55	0.33	0.11	0.11	0.77

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



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

=

0.33	0.55	0.11	0.11	0.11	0.55	0.33
0.55	0.55	0.55	0.33	0.55	0.55	0.55
0.11	0.33	0.55	0.77	0.55	0.55	0.11
0.11	0.33	-0.77	1.00	-0.77	0.33	-0.11
0.11	0.55	0.55	-0.77	0.55	0.55	0.11
0.55	0.55	0.55	0.33	0.55	0.55	0.55
0.33	0.55	0.11	0.11	0.11	0.55	0.33

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



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

=

0.33	0.11	0.55	0.33	0.11	0.11	0.77
0.11	0.11	0.11	0.33	0.11	1.00	0.11
0.55	0.11	0.11	-0.33	1.00	0.11	0.11
0.33	0.33	-0.33	0.55	0.33	0.33	0.33
0.11	0.11	1.00	-0.33	0.11	0.11	0.55
0.11	1.00	0.11	0.33	0.11	0.11	-0.11
0.77	0.11	0.11	0.33	0.55	-0.11	0.33