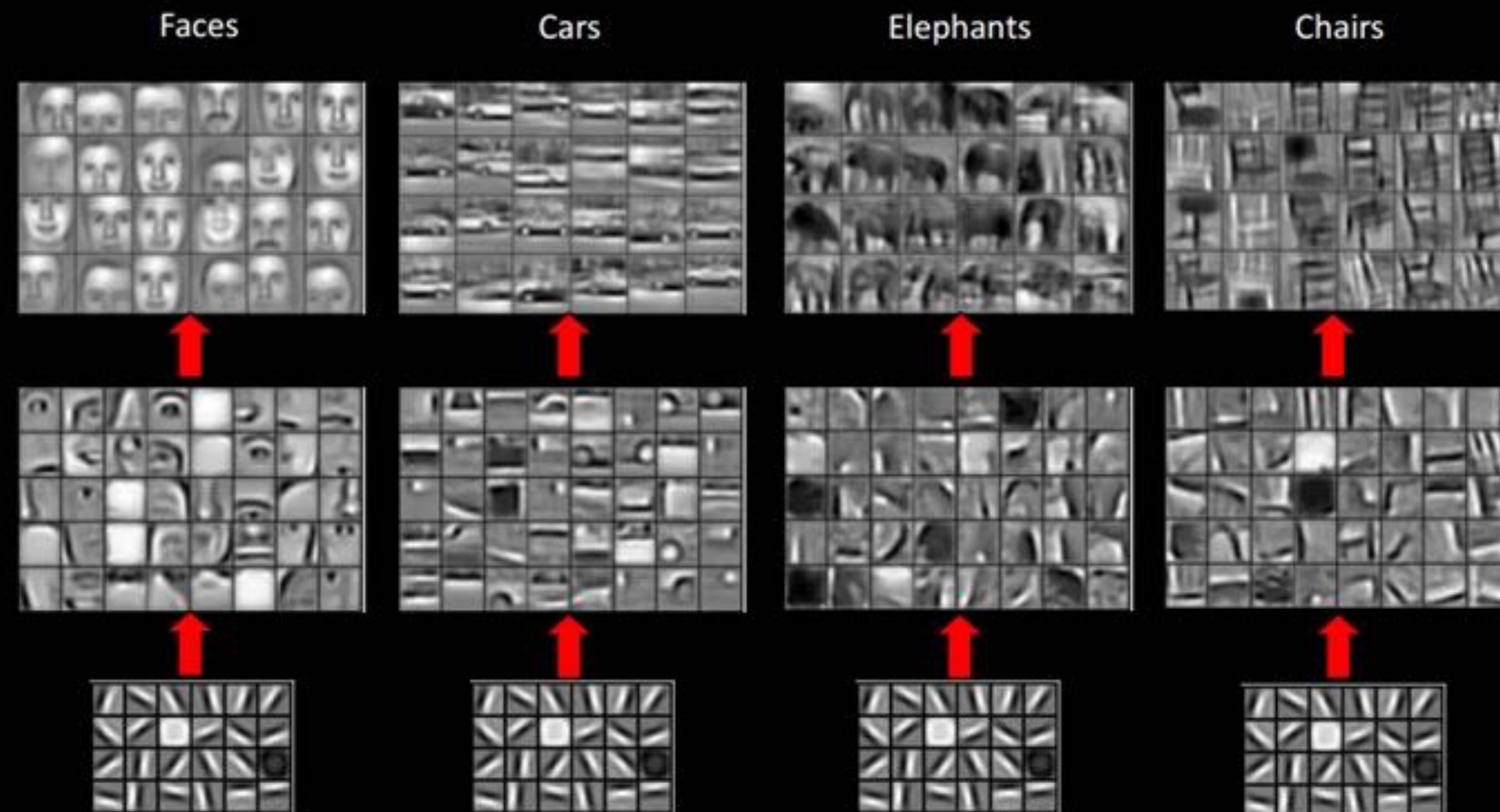


TensorFlow培训课程4

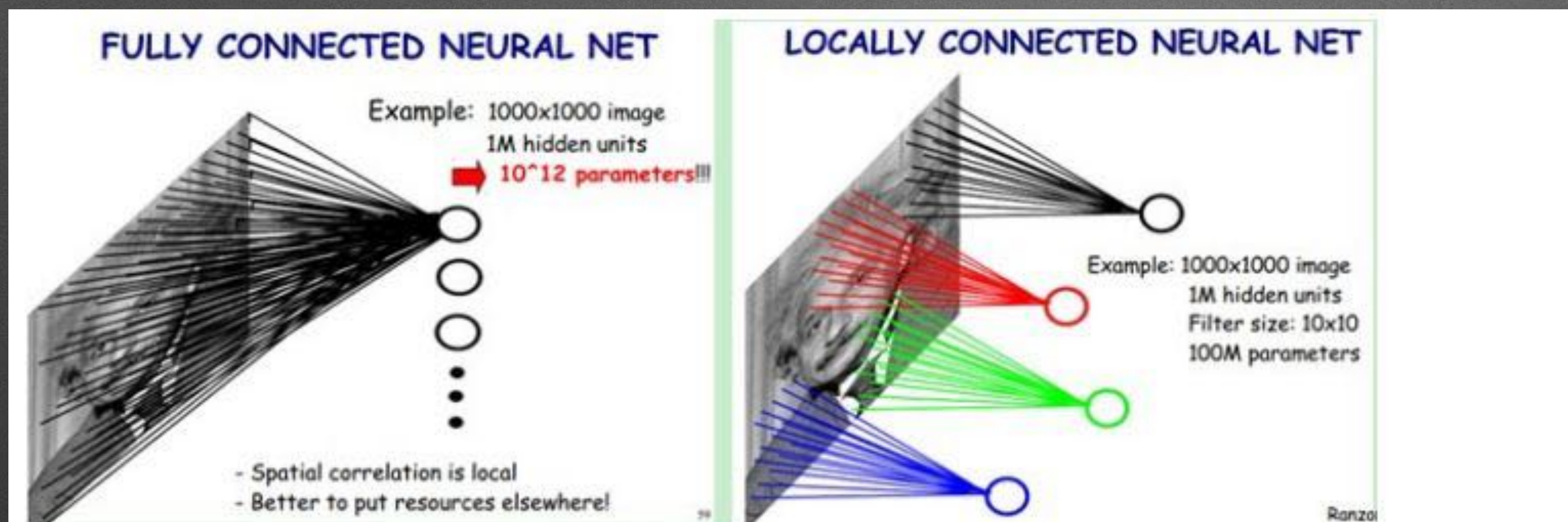
Convolutional Neural Network 卷积神经网络

人类视觉原理

Features learned from training on different object classes.



降低参数量级



图像尺寸100*100=100万像素

一个全连接层会产生：

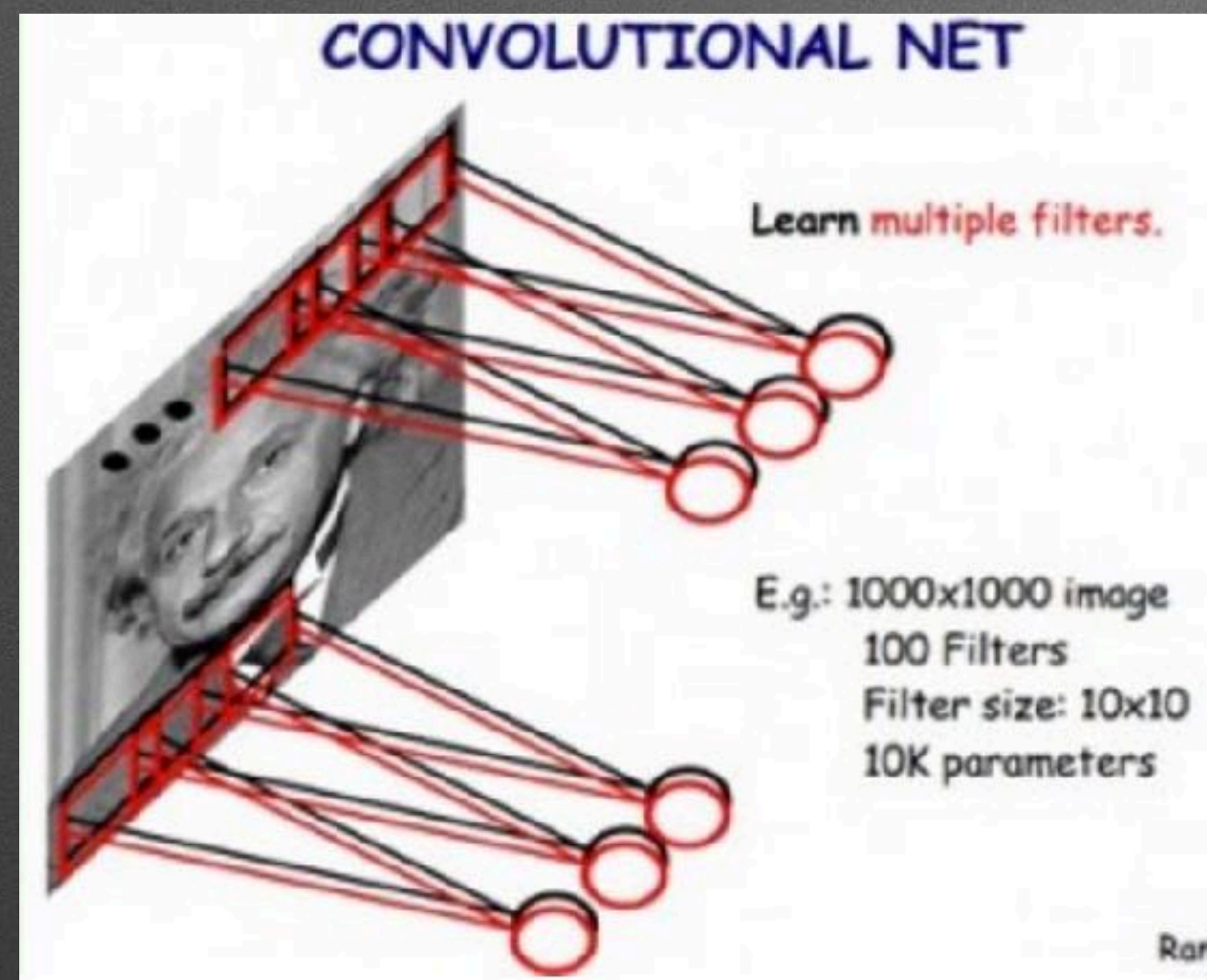
100万*100万=1万亿

一个10*10的局部连接会生成：

10*10*100万=1亿

全连接（左） 局部连接（右）

降低参数量级



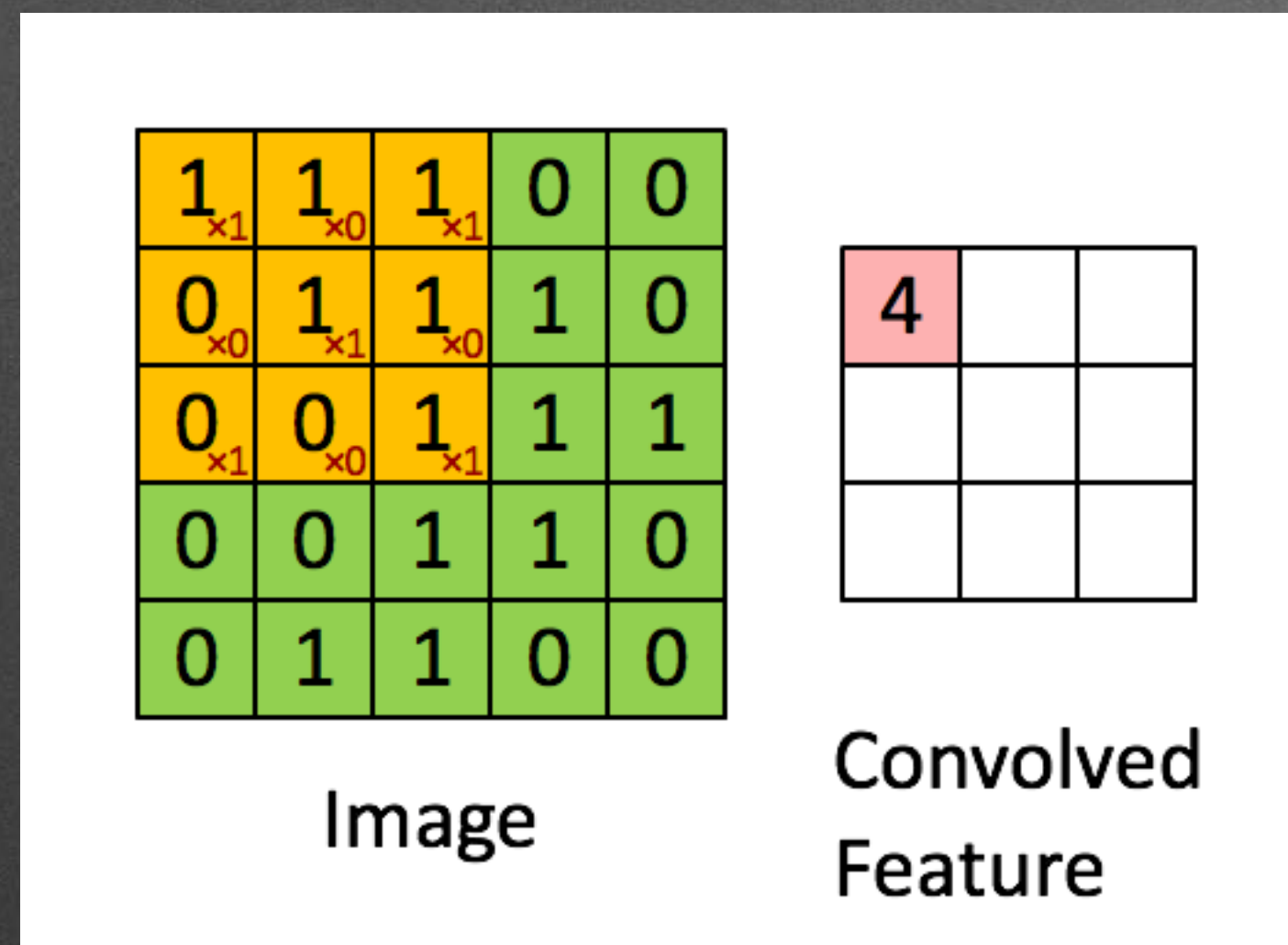
卷积操作

1) 最底层特征都是局部性的，也就是说，我们用10x10这样大小的过滤器就能表示边缘等底层特征

2) 图像上不同小片段，以及不同图像上的小片段的特征是类似的，也就是说，我们能用同样的一组分类器来描述各种各样不同的图像

我们用100个10x10的小过滤器，就能够描述整幅图片上的底层特征。

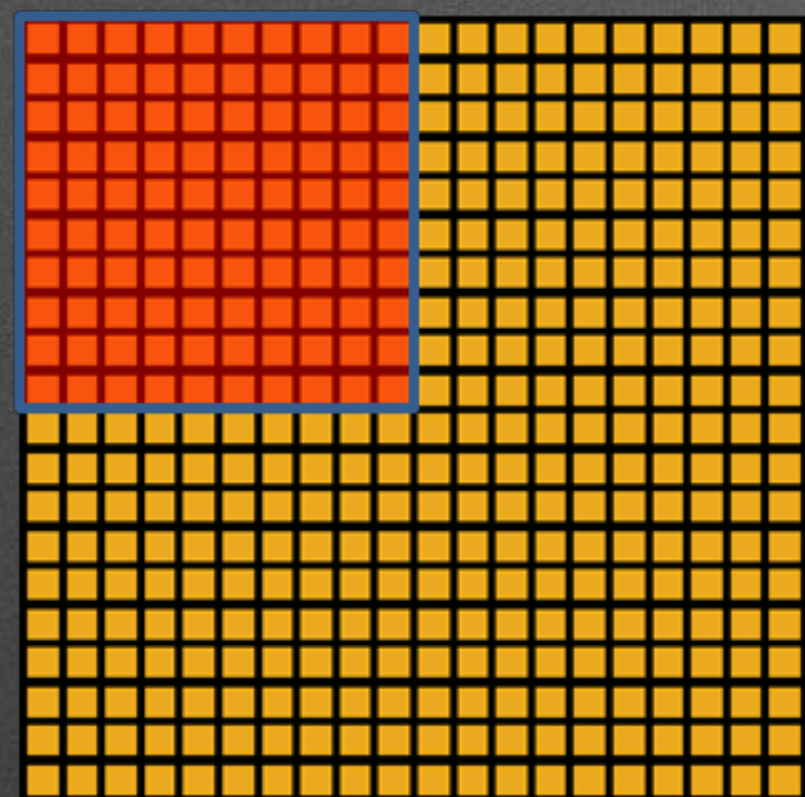
卷积 (Convolution)



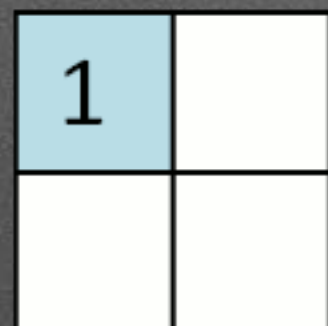
这个过程我们可以理解为使用一个过滤器（卷积核）来过滤图像的各个小区域，从而得到这些小区域的特征值。

在具体应用中，往往有多个卷积核，可以认为，每个卷积核代表了一种图像模式，如果某个图像块与此卷积核卷积出的值大，则认为此图像块十分接近于此卷积核。如果我们设计了6个卷积核，可以理解：我们认为这个图像上有6种底层纹理模式，也就是我们用6种基础模式就能描绘出一副图像。

池化 (Pooling)



Convolved
feature



Pooled
feature

原始图片是20x20的，我们对其进行下采样，采样窗口为10x10，最终将其下采样成为一个2x2大小的特征图。

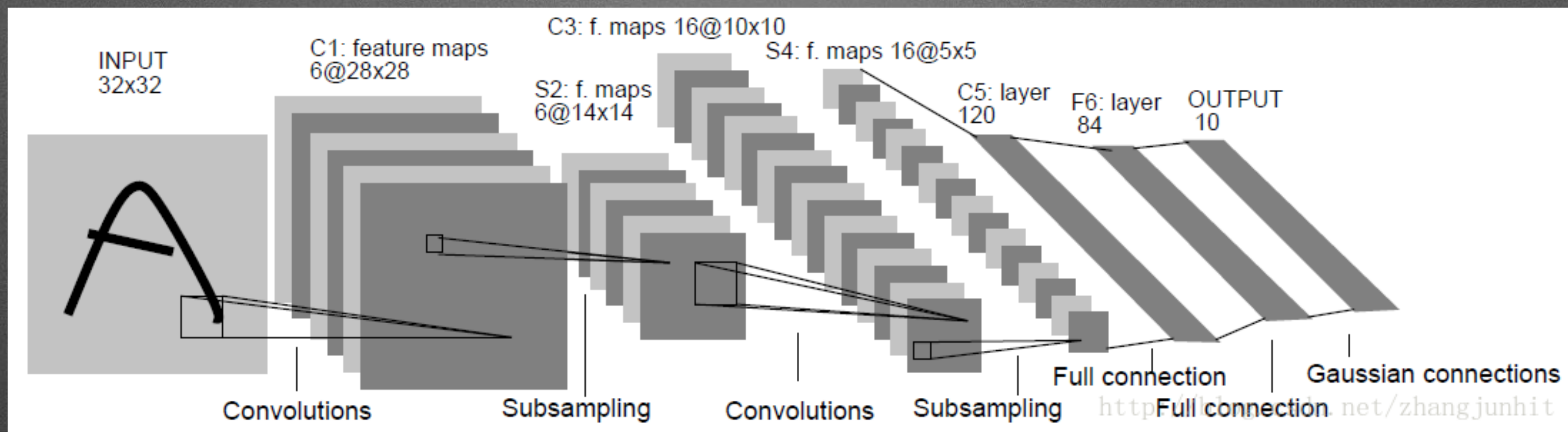
之所以这么做的原因，是因为即使做完了卷积，图像仍然很大（因为卷积核比较小），所以为了降低数据维度，就进行下采样。由于降低了数据维度，有效地避免了过拟合

在实际应用中，池化根据下采样的方法，分为最大池化层 (Max-Pooling) 与平均池化层 (Mean-Pooling)。

CNN要点总结

- 局部连接 (Local Connection)
- 权值共享(Weight Sharing)
- 池化层(Pooling)中的降采样(Down-Sampling)
- 整个流程：多次卷积层+池化层，最后经过几个全连接层输出结果

LeNet5介绍



C1层：卷积层,过滤器大小为 5×5 , 当前层深度为1, 过滤器的深度为32,输出【28, 28, 32】

S2层：最大池化层,过滤器的大小为 2×2 , 移动步长为2, 使用全0填充,输出【14, 14, 32】

C3层：卷积层,过滤器大小为 5×5 ,当前层深度为32,过滤器深度为64,输出【14, 14, 64】

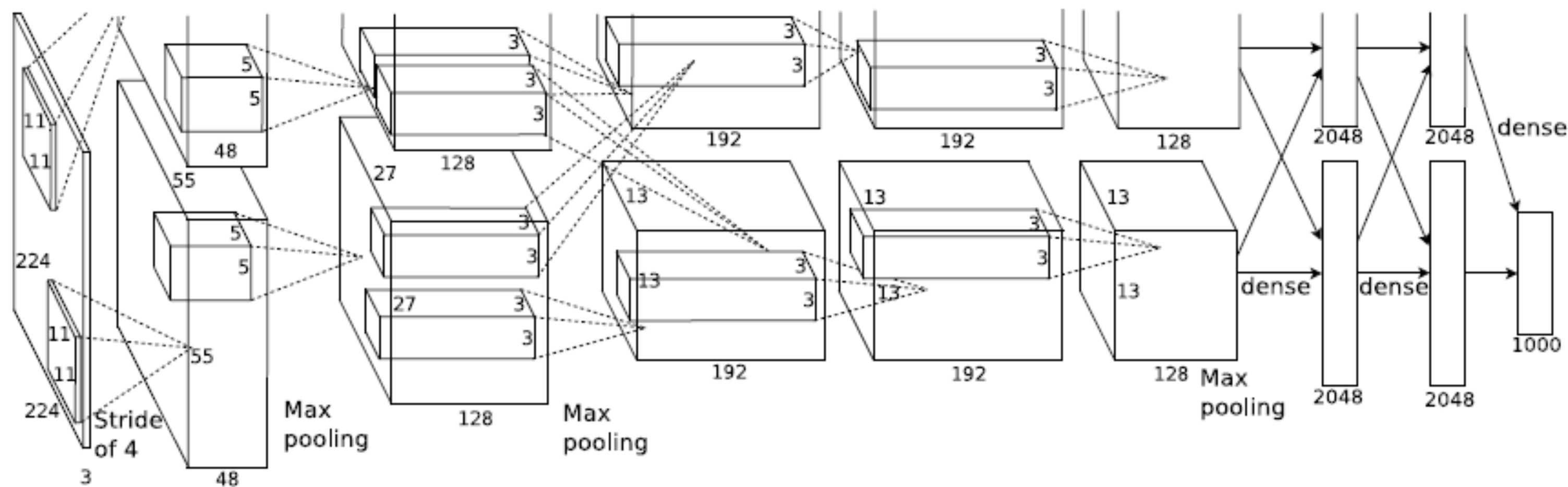
S4层：最大池化层,池化层过滤器的大小为 2×2 , 移动步长为2,使用全0填充,输出【7, 7, 64】

C5层： $7 \times 7 \times 64 = 3136$ 把前一层的输出变成特征向量

F6层：全连接层, 1024节点, 输出【1024】

OUTPUT：全连接层, 共有10个节点输出参数

ALEXNET算法



4M	FULL CONNECT	4Mflop
16M	FULL 4096/ReLU	16M
37M	FULL 4096/ReLU	37M
	MAX POOLING	
442K	CONV 3x3/ReLU 256fm	74M
1.3M	CONV 3x3ReLU 384fm	224M
884K	CONV 3x3/ReLU 384fm	149M
	MAX POOLING 2x2sub	
	LOCAL CONTRAST NORM	
307K	CONV 11x11/ReLU 256fm	223M
	MAX POOL 2x2sub	
	LOCAL CONTRAST NORM	
35K	CONV 11x11/ReLU 96fm	105M

AlexNet有5个卷积层和3个全连接层

这个网络前面5层是卷积层，后面三层是全连接层，最终softmax输出是1000类。

谢谢！

-Itachi