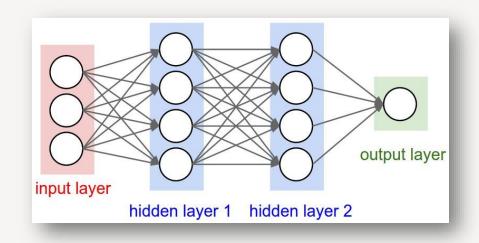


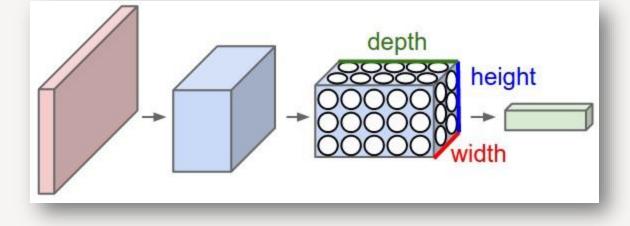
卷积神经网络与经典模型

肖雄子彦



卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是深度学习算法代表之一。 CNN是包含卷积计算且具有深度结构的神经网络,对于大型图像处理有出色表现。





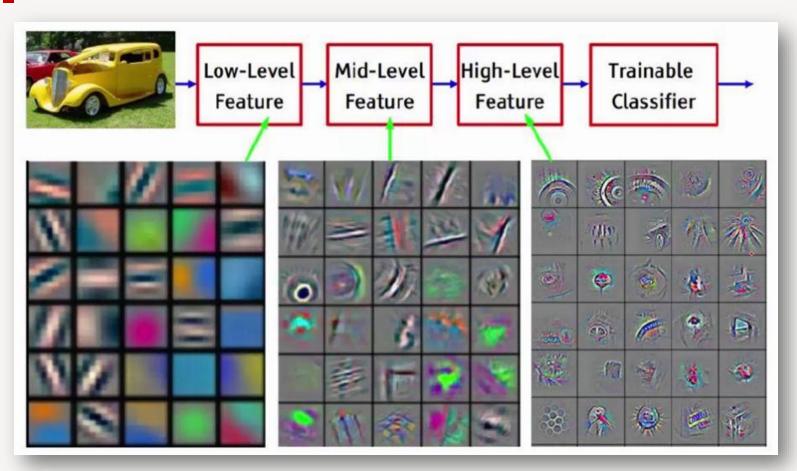
线性变化、激活函数、全连接层 传统的全连接神经网络(平面)

卷积层、激活函数、池化层、全连接层 卷积神经网络CNN(立体)

相对于FC结构来说,擅长图像处理卷积结构 架构更清晰,参数更少,反而是更加简单的



卷积层的作用一:提取图片特征——随着卷积层的增加,能提取的特征也更复杂。



第一轮: 提取出低层次的特征

第二轮: 提取出中层次的特征

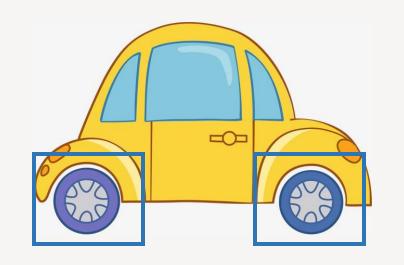
第三轮:提取出高层次的特征

.

经过一次次的卷积运算提取到图像高层次特征



Why CNN?——其次,图片中会出现相似的特征,CNN用同一组卷积核提取不同区域的相似特性。 此外,一定范围内缩小图像尺寸不影响图像的识别。







池化 pooling

卷积层优点二:参数共享 用同一组卷积核,识别相似的特性 image缩小也可被识别 但可大大减少后续参数计算量

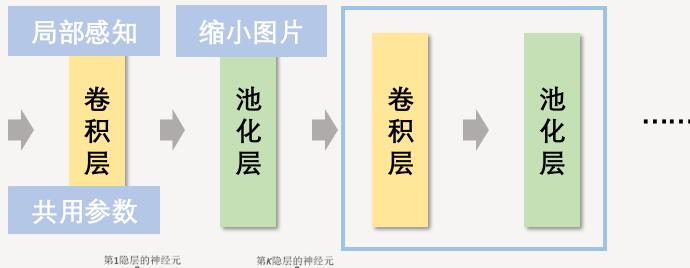


总结来说,CNN的卷积层和池化层使得对图像数据的处理更加高效

可以重复的

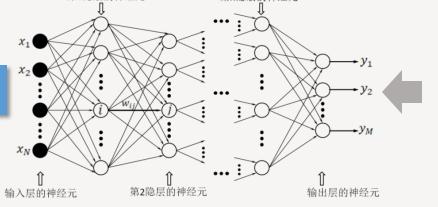
Flatten展开



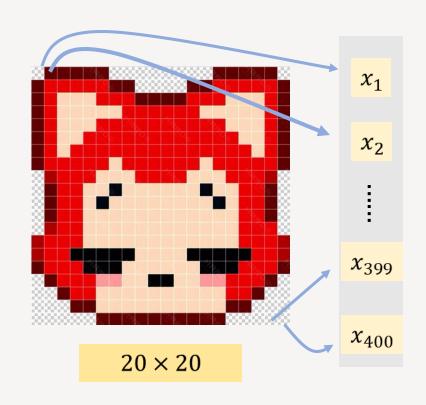


Fully Connected 全连接层

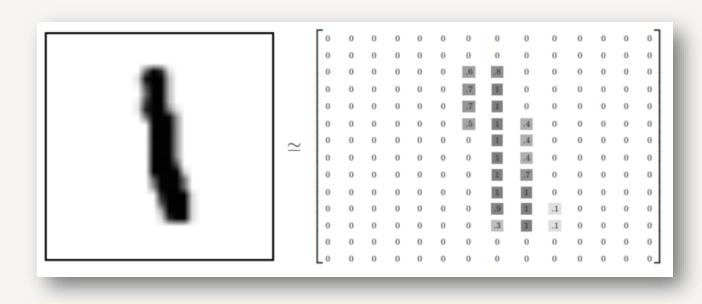
猫? 狗? 羊驼? …



■ 输入: 计算机怎么读取图片? 会把图像打碎成像素矩阵,每个输入都是像素的颜色码。



全连接神经网络的输入



保持图片的2D\3D的shape 如果是彩色图,会有RGB三个通道,一个点储存3个值。

卷积神经网络的输入



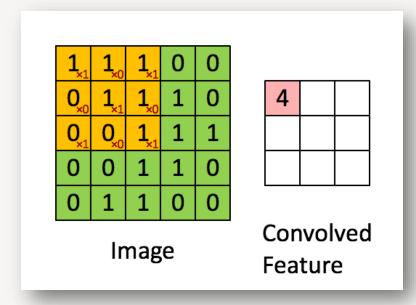
■ 卷积层(Convolutional Layer)如何操作?

1) 卷积核(kernel): 可以理解成NN中的神经元,只不过只和局部信息进行连接。

卷积方法? 卷积核在整张输入图片上滑动平移,与覆盖的部分做点积,得到Feature Map。

1	0	1
0	1	0
1	0	1

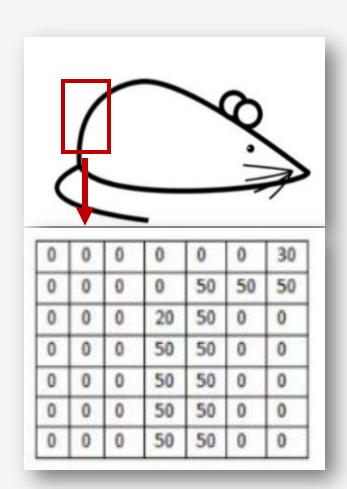
3*3 kernel



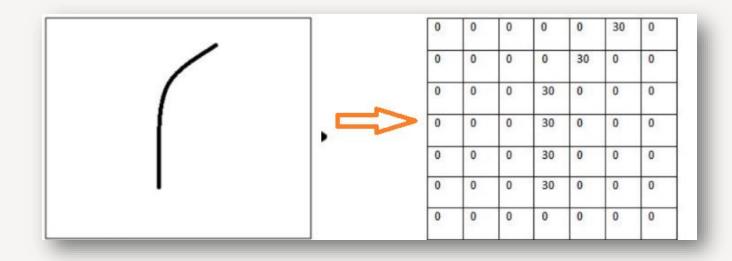
- 从图像的左上方开始一步步滑动 至图像右下方为止,按位相乘并 相加,得到一张feature map。
- 卷积过程中权值共享。
- 一个3*3的卷积核对应3*3个
 weights,这些就是你需要训练的参数(也可以有偏置bias)。



为什么这样卷积就可以提取特征呢?每一个卷积核都可以表达一种特定的图像特点



如果想要提取尾巴的特征,我们可以用这样的卷积核...

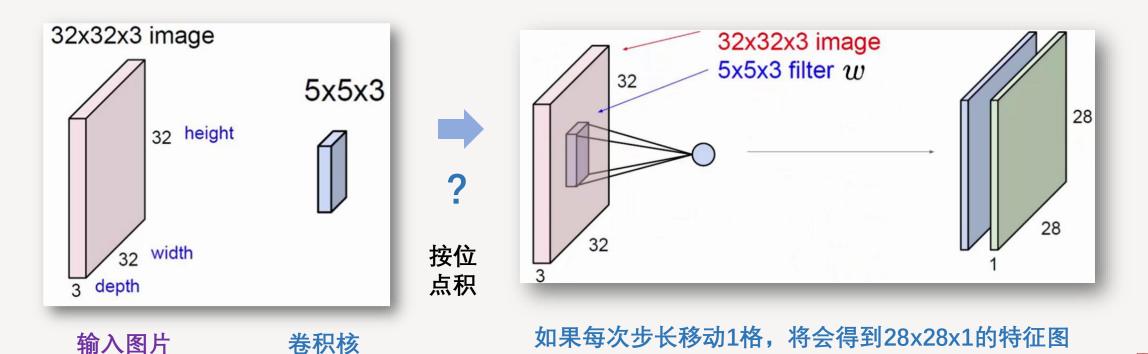


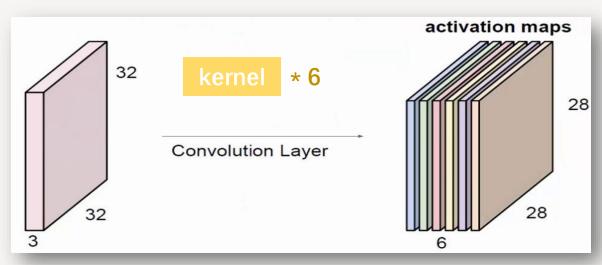
用这个卷积核对图片进行卷积计算后, 会发现期望识别的尾巴处计算出来的值非常大。



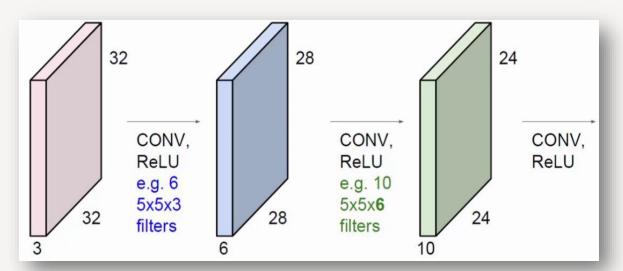
卷积层(Convolutional Layer)运算的目的是提取输入特征 我们往往运用多个卷积核,来产生多张Feature Map

以彩色图像(RGB三个通道)为例,为了提取每个通道特征,卷积核同样也要有深度。





对同一输入的一系列卷积运算定义为一个卷积层



output: $28 \times 28 \times 6$

- 使用6个不同的kernel进行卷积, 得到6张不同feature map。
- 将6层叠在一起,作为下一次的输入特征图。

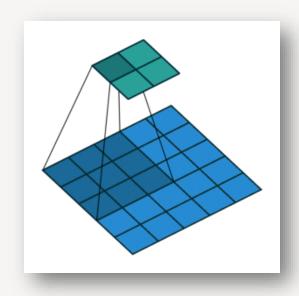
多层卷积运算

每一次卷积的kernel<mark>深度与上一层输出的</mark> Feature Map<mark>深度相等</mark>。

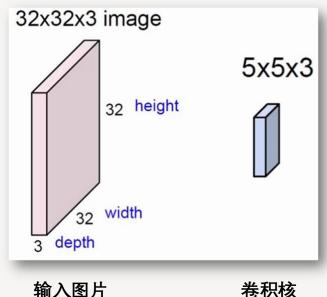
- •使用了6个5x5x3的kernel进行卷积,得到**蓝色方块**输出。
- •再使用**10**个**5**x**5**x**6**的kernel进行卷积,得到**绿色方块**输出。

■ 关于卷积层(Convolutional Layer)

- 步幅(Stride):滑动的步长。它控制卷积核在输入图像上以怎样的步幅移动。
 - Stride越小,卷积重叠部分较多,提取的特征多,但时间效率会降低。
 - Stride越大,重叠区域越少,Feature Map变小,可能漏掉图像上的信息。



3*3的kernel, stride=2



卷积核

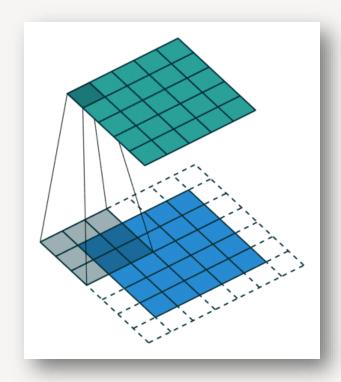
如果步幅为3,padding=0 10x10x1 输出大小为?





■ 关于卷积层(Convolutional Layer)

③ 填充(padding): 周围单元补0,扩大图片的输入尺寸,影响图片输出尺寸。 实际操作中,可根据自己的需要设置不同的padding值。



padding的用途

- •保持边界信息:如果不加padding,输入图片中间的像素点会被扫描多次,而最边缘的像素点只会被卷积一次,边缘信息容易被忽略。加入padding之后,实际处理过程中会从新的边界进行操作。
- •利用padding对输入尺寸有差异图片进行补齐,使得输入图片尺寸保持一致。
- •加入padding,可以改变卷积层的输出size,维持一致or变大扩展。

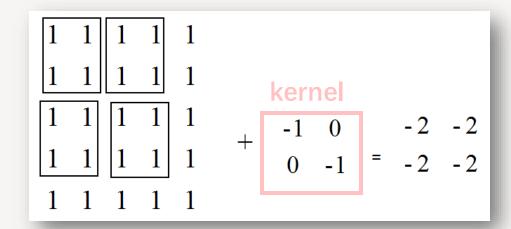


■ 关于卷积层(Convolutional Layer)

Stride = 1, padding='SAME', 输入输出size一致

③ 填充 (padding) : 随着卷积次数的增多,特征图输出尺寸会越来越小,我们通来padding来控制输出特征图的大小。

还有一些需要padding的情况,如: 5*5的输入图,设置2*2的kernel, stride=2 时,如果不做padding补0,边缘数据无法被卷积,会造成数据丢失。



MindSpore: pad_mode='valid'

MindSpore: pad_mode='same'

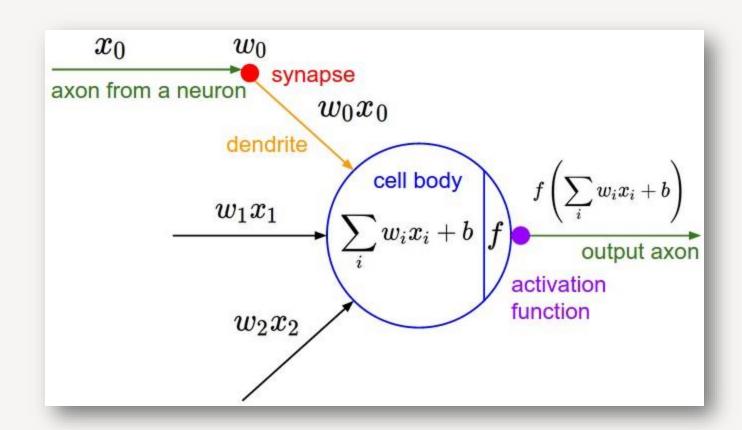
```
以下是用MindSpore框架搭建卷积神经网络的一部分:
已知:
```

输入图片尺寸为: 32*32*3 卷积核大小为5*5*3 卷积核数量为64 stride = 1 Pad mode = " same"

请问,输出的feature map大小是: [填空1]

激活函数:在卷积操作之后用非线性函数进行激活。

激活函数(Activation function)一般使用线性整流(ReLU)函数





权重与输入的点积,加上偏置



激活函数进行非线性变化



与全连接神经网络是一样的



池化层 (Pooling Layer): 特征压缩 (无新参数)

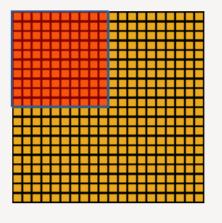
做法: 将特征切成几个区域, 取其最大值或平均值, 得到新的、维度较小的特征。

Why pooling?

在卷积获得了特征之后, 直接利用这些特征去分类, 计算量将会非常大

因此,适当减少参数去描述较大的图像,对图像进行压缩(计算的一块区域的均值或最大值)

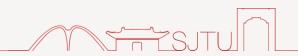
不仅可以降低维度,同时还会改善过拟合的结果这种聚合的操作就是池化 (pooling)



1

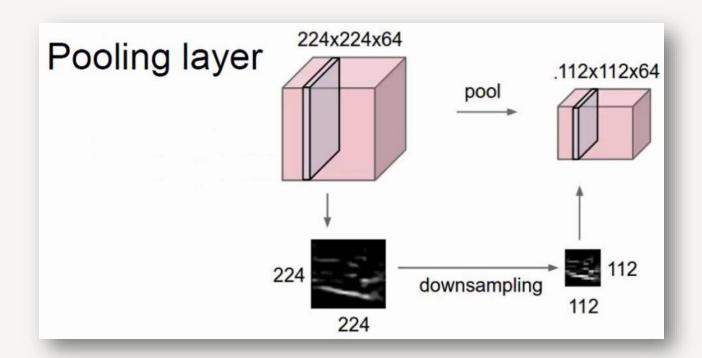
Convolved feature

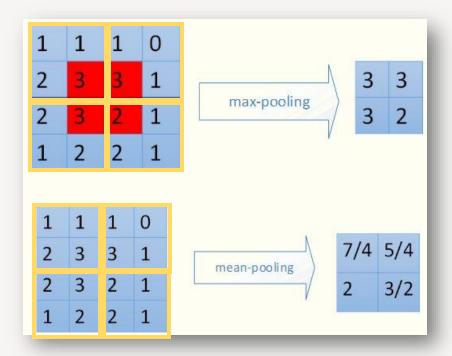
Pooled feature



■ 池化层 (Pooling Layer) 非常容易理解,并且没有任何新增参数。

将Feature Map划分成几个区域,取其最大值/均值,得到新的、维度较小的特征。





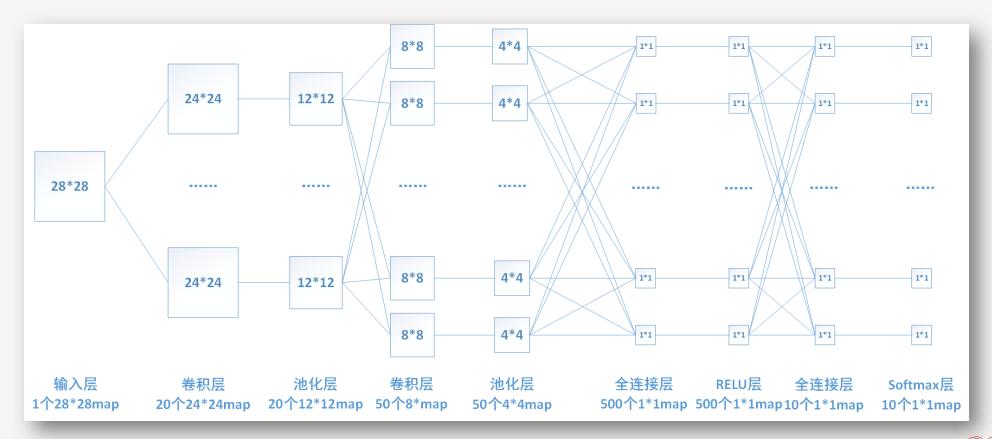
池化层往往只改变尺寸size,不改变深度depth\channel。

池化层后面需要激活吗?

- A 需要
- B 不需要

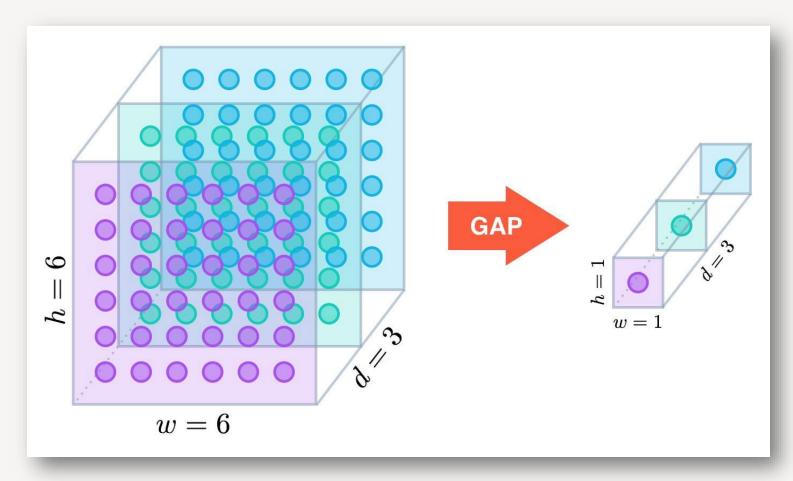
全连接层(Fully-connected Layer)放在卷积和池化之后

特征提取与降维之后,用全连接层进行最后的分类。



关键在于每一层的 **参数理解**

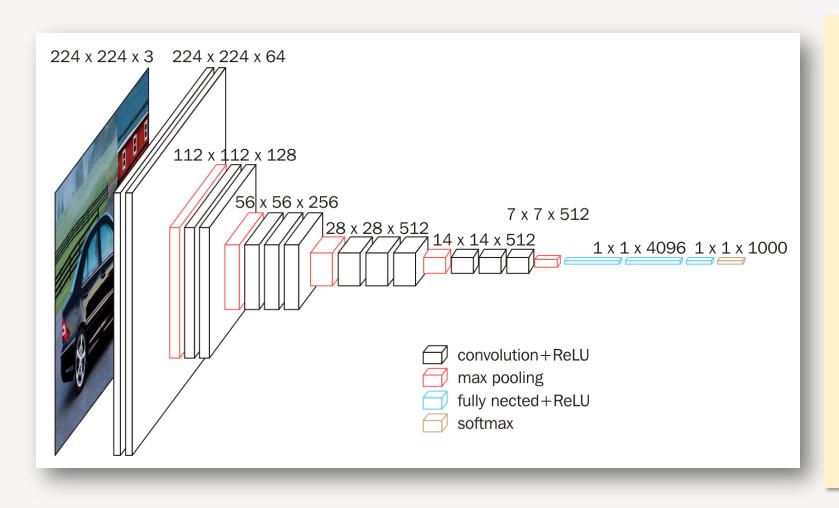
某些pipeline中,最后的FC会被替换为全局池化层Global Average Pooling(GAP)





经典卷积神经网络——VGG16

图为VGG16的网络结构,共16层(不包括池化和softmax层),所有的<mark>卷积核</mark>都使用3*3的大小,<mark>池化</mark>都 使用大小为2*2,<mark>步长为2的最大池化</mark>,卷积层深度依次为64 -> 128 -> 256 -> 512 ->512。



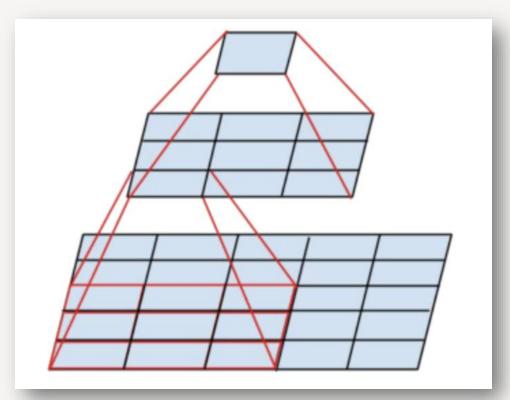
Conv-64 Conv-64 Max-pooling Conv-128 Conv-128 Max-pooling **Conv-256** 最后三层 Conv-256 全连接 **Conv-256** FC-4096 Max-pooling FC-4096 **Conv-512** FC-1000 Conv-512 Softmax **Conv-512** Max-pooling **Conv-512** Conv-512 **Conv-512** Max-pooling

经典卷积神经网络——VGG16

为什么VGG16里所有的卷积核都使用3*3的大小?

——几个小滤波器卷积层的组合比一个大滤波器卷积层好

早期的神经网络采用较大的卷积核,如5*5,7*7,这样参数很多,层次少,表达能力弱。



感受野:两个3*3卷积核 = 一个5*5卷积核

参数: 2个3*3的卷积核共18个参数

1个5*5的卷积核有25个参数

感受野:三个3*3卷积核 = 一个7*7卷积核

参数: 3个3*3的卷积核共27个参数

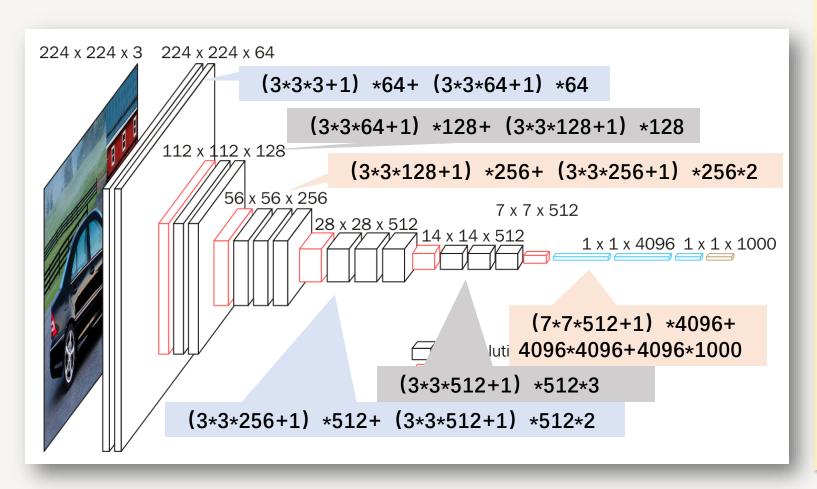
1个7*7的卷积核有49个参数

使用3*3卷积核节省参数,增加网络层数和深度,层之间的激活函数增加了网络的非线性表达能力

经典卷积神经网络——VGG16

再回到VGG16,所有的卷积核都使用3*3的大小,<mark>池化</mark>都使用大小为2*2,步长为2的最大池化

试着自己计算每一层的参数量:)



Conv-64 Conv-64 Max-pooling Conv-128 Conv-128 3 Max-pooling Conv-256 最后三层 Conv-256 全连接 **Conv-256** FC-4096 Max-pooling FC-4096 Conv-512 FC-1000 Conv-512 Softmax **Conv-512** Max-pooling **Conv-512** Conv-512 **Conv-512** Max-pooling

· Thanks ·

学生创新中心: 肖雄子彦

