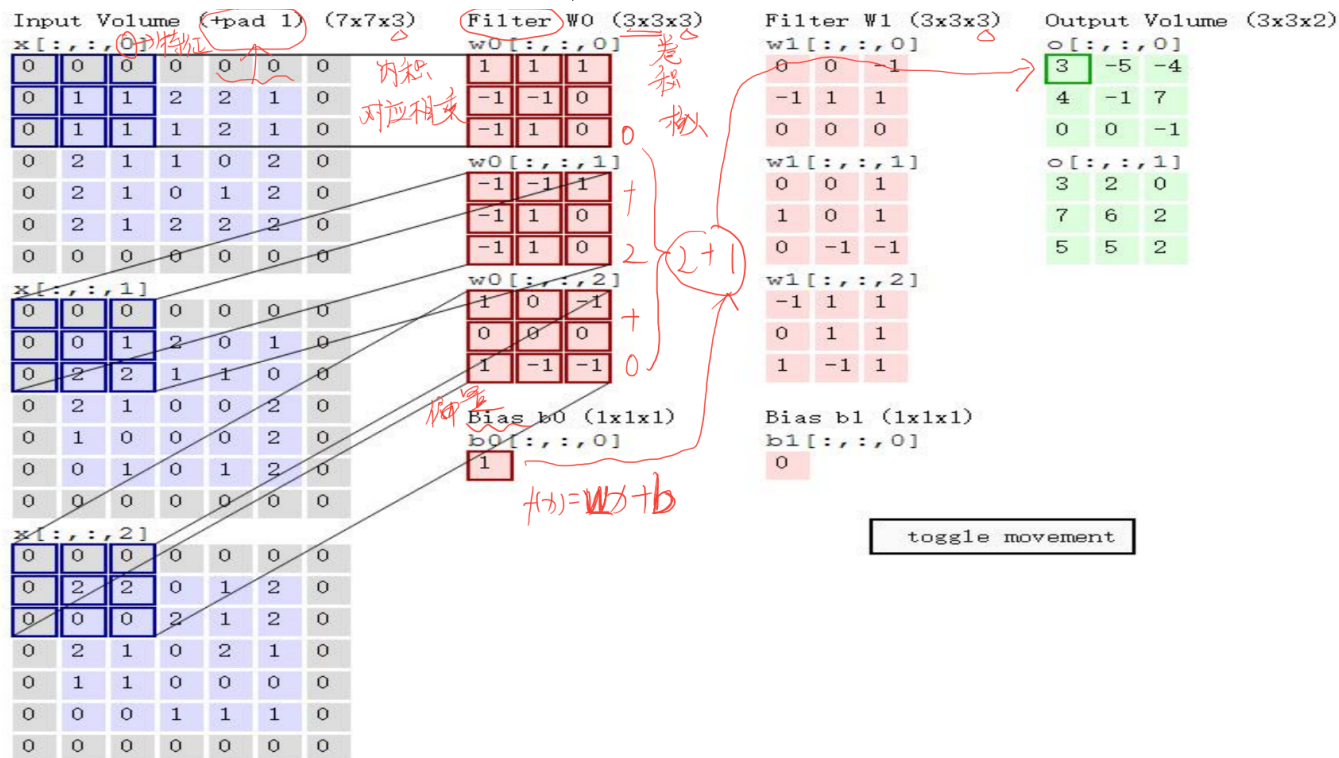


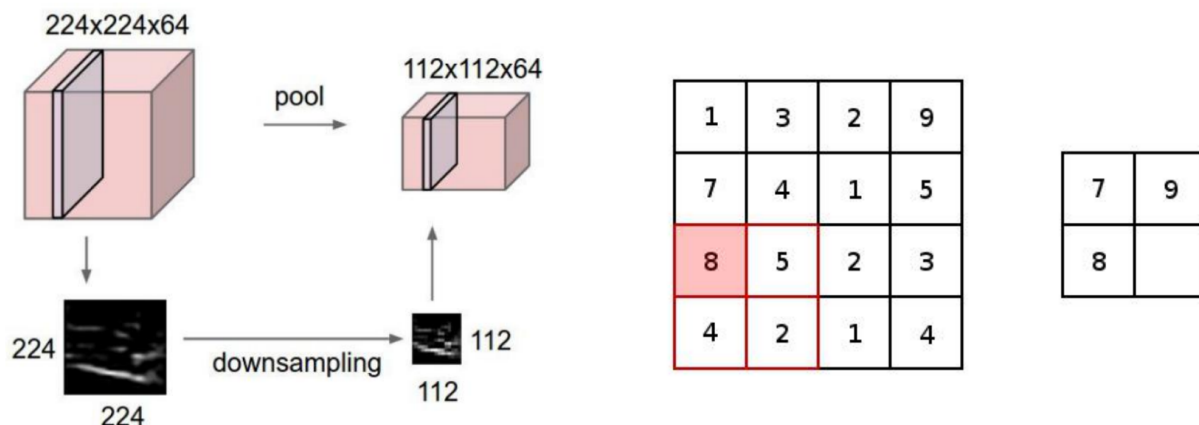
卷积神经网络基本原理

1. 卷积神经网络通过卷积操作计算特征值，每个区域对应一个特征值。



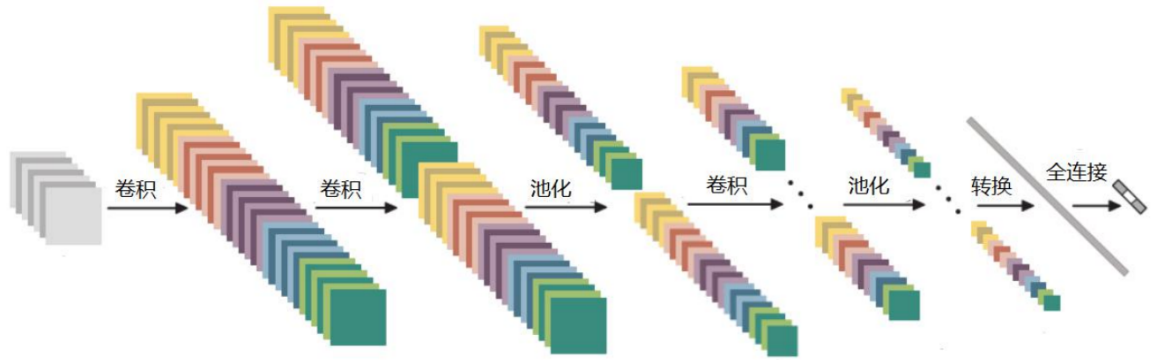
- 卷积层涉及参数: 滑动窗口步长; 卷积核尺寸; 边缘填充; 卷积核个数
- 卷积参数共享: 卷积核参数在不同的特征矩阵中权重参数是相同的

2. 池化层



- 对提取的特征矩阵进行压缩处理

- 最大池化层：提取特征值最大的最为抽提目标



卷积神经网络训练过程

![[Pasted image 20240905151255.png]]

1. 训练过程包括卷积核的初始化、前向传播、反向传播和参数更新。
2. 卷积核初始化通常为随机值。
3. 前向传播和反向传播计算梯度，指导参数更新。
4. 参数更新旨在最小化损失函数，优化模型性能。

特征图和感受野概念

1. 特征图是由卷积操作后得到的矩阵，每个元素代表原始图像区域的一个特征。
2. 感受野是指卷积神经网络中某个特征点映射回原始图像的区域大小。
3. 感受野的大小随着网络深度的增加而增加，使得网络能够处理更大尺度的图像特征。

✓ 感受野

✎ 假设输入大小都是 $h \times w \times c$ ，并且都使用 c 个卷积核(得到 c 个特征图)，可以来计算一下其各自所需参数：

$$\begin{aligned} &\text{一个 } 7 \times 7 \text{ 卷积核所需参数:} \\ &= C \times (7 \times 7 \times C) = 49 C^2 \end{aligned}$$

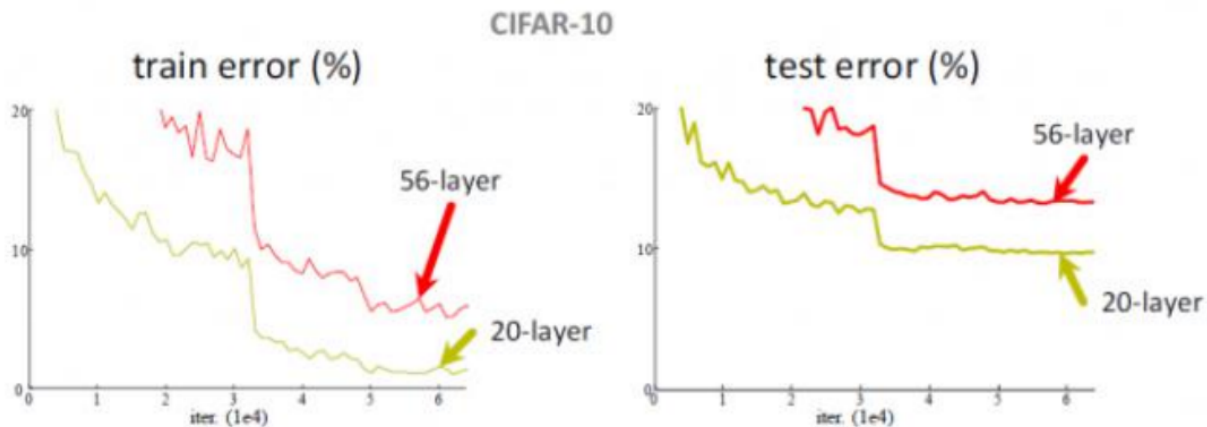
$$\begin{aligned} &\text{3个 } 3 \times 3 \text{ 卷积核所需参数:} \\ &= 3 \times C \times (3 \times 3 \times C) = 27 C^2 \end{aligned}$$

✎ 很明显，堆叠小的卷积核所需的参数更少一些，并且卷积过程越多，特征提取也会越细致，加入的非线性变换也随着增多，还不会增大权重参数个数，这就是VGG网络的基本出发点，用小的卷积核来完成体特征提取操作。

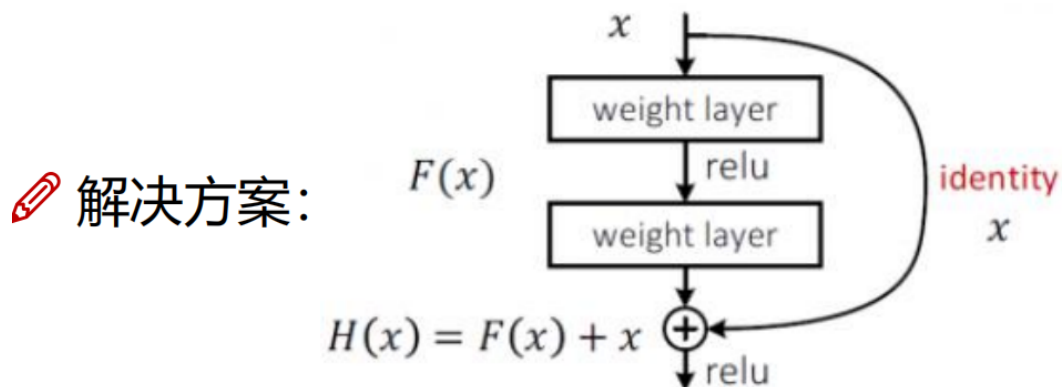
CNN经典网络架构

1. 经典网络-Alexnet
2. 经典网络-Vgg
3. 经典网络-Resnet

- 随着后期卷积层数增加，模型的准确率反而会出现下滑的现象



- 解决方法：分支存档



关于CNN的局限

- 卷积次数增多虽然使得感受野增大,权重参数减少，但同时运算量也会增加。
- 卷积核只考虑了局部特征的提取，对于距离较远的特征则没有顾及。