Week11: CNN Architectures

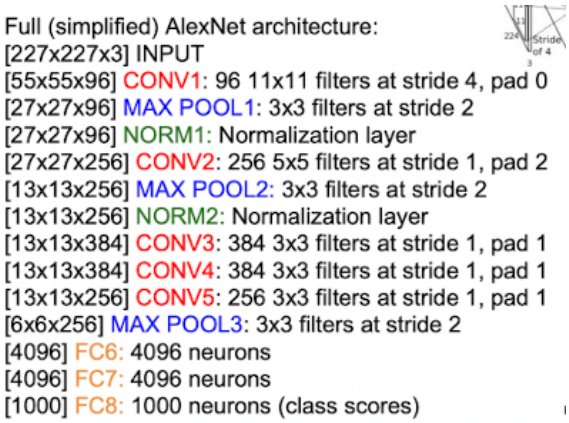
예습	미완료
복습	미완료
복습과제 날짜	
예습과제 날짜	
내용	cs231n Lecture09

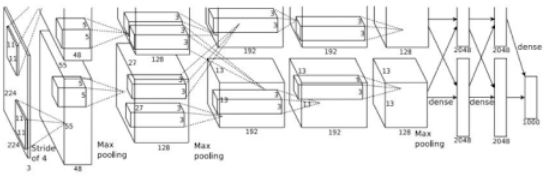
개요

Case studies : Alexnet, VGG, GoogleLeNet, ResNet

Also NiN, WideResNet, ResNeXT, Stochastic Depth, DenseNet, FractalNet, SqueezeNet

AlexNet





2012년에 나온 모델, 최초의 large scale CNN

- conv- pool- normalizaion 구조가 2번 반복, 뒤에 conv layer, pooling, FC-layer가 붙는다.
- ImageNet을 학습 시키는 경우
  - input: 227x227x3
  - first layer:
    - 11x11 filter, 4 stride→ 96
    - after 1st layer : 55x55x96 ((227-11)/4 + 1)
    - parameter : 11x11x3x96 : 35K
  - 2nd layer: pooling layer
    - 3x3 filter, 2 stride
    - after 2nd layer : 27x27x96 (depth doesn’t chg)
    - parameter: X ⇒ 풀링 레이어에는 파라미터가 없음.
      - pooling은 가중치가 따로 없고, 특정 부분에서 값을 뽑는 역할이기 때문에 파라미터 존재하지 않음
      -

ZFNet

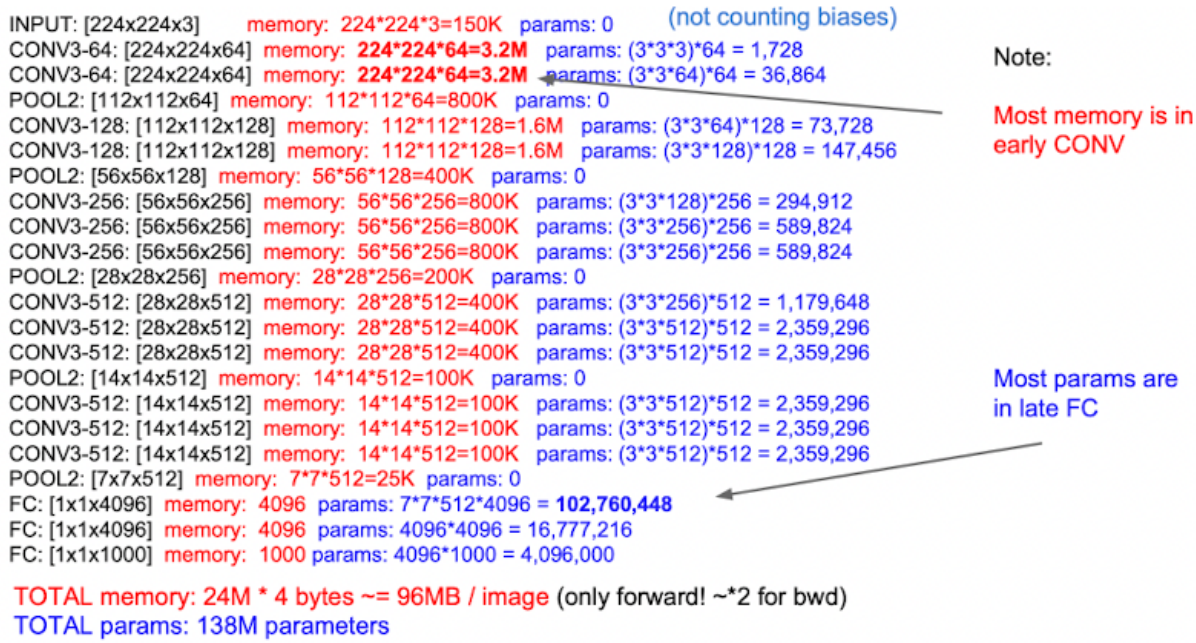
- ZFNet은 AlexNet의 하이퍼파라미터 값을 개선한 모델.

VGGNet

- 깊은 네트워크, 작은 필터(3x3)사용.
- 작은 필터를 유지하면서 주기적으로 pooling 해준다.
- 작은 필터를 사용하면서 파라미터의 수를 줄일 수 있고, 큰 필터에 비해 레이어를 좀 더 많이 쌓을 수 있다. (depth

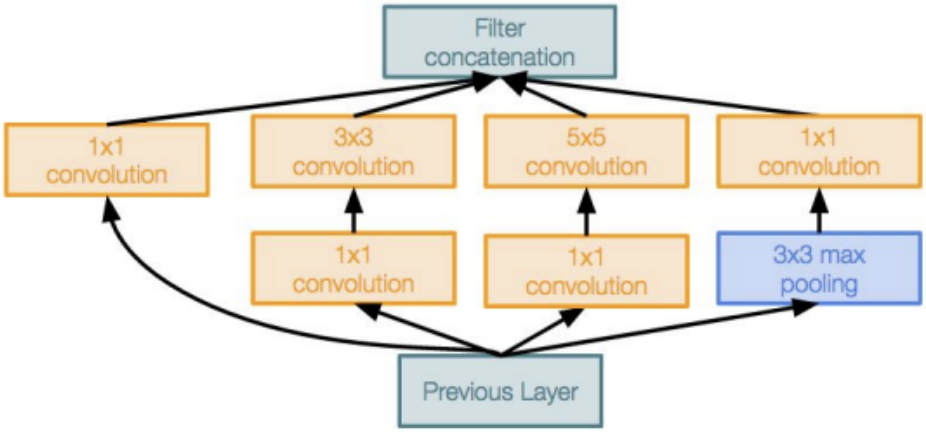
를 늘릴 수 있다) AlexNet에서 8레이어였던 것이 16-19레이어가 되었다.

- 3x3필터를 3개 쌓은 것은 7x7 conv layer와 동일한 effective receptive filed를 가진다. 3x3 filter의 effective receptive filed는 15이다.
  - receptive filed : filter가 한 번에 볼 수 있는 입력의 'special area'. 필터가 서로 겹치기 때문에 7x7과 동일한 필드를 가진다.



GoogLeNet

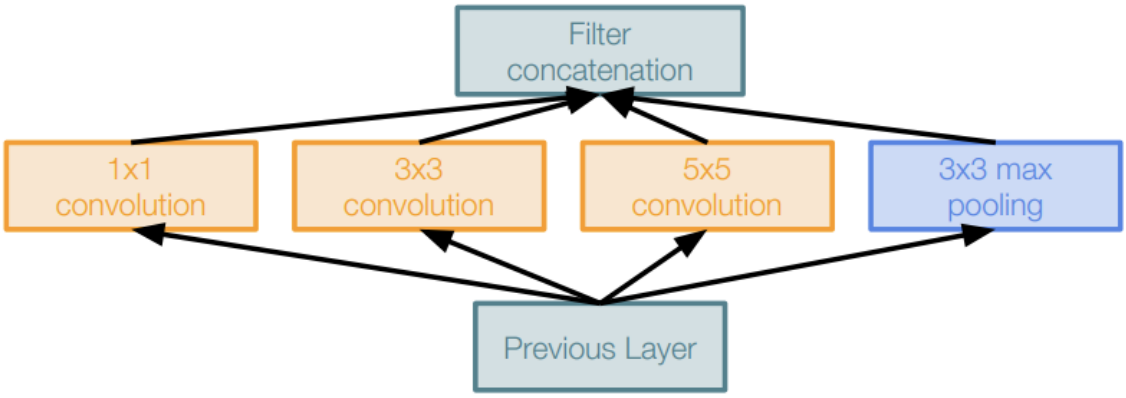
- 22개의 레이어를 가지고 있다.
- inception module 사용. 모듈을 여러 개 쌓아 모델을 만든다.



Inception module

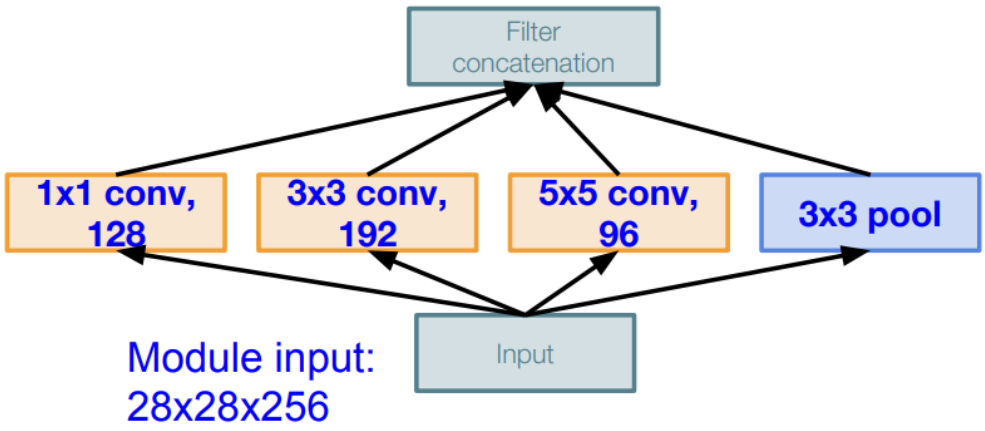
- FC layer이 없는데, 이것은 파라미터를 줄이기 위함.

naive inception module



Naive Inception module

- 내부에 동일한 입력을 받는 필터가 병렬로 존재, 이 레이어의 압력을 받아 conv 연산 수행
- 각 레이어에 각각의 출력값이 나오면, 이 출력 값을 모두 depth 방향으로.
- 이렇게 연산 수행 후 하나로 합치는 방식은depth가 매우 불어나고, 연산량이 늘어나게 된다.
- 예를 들어,



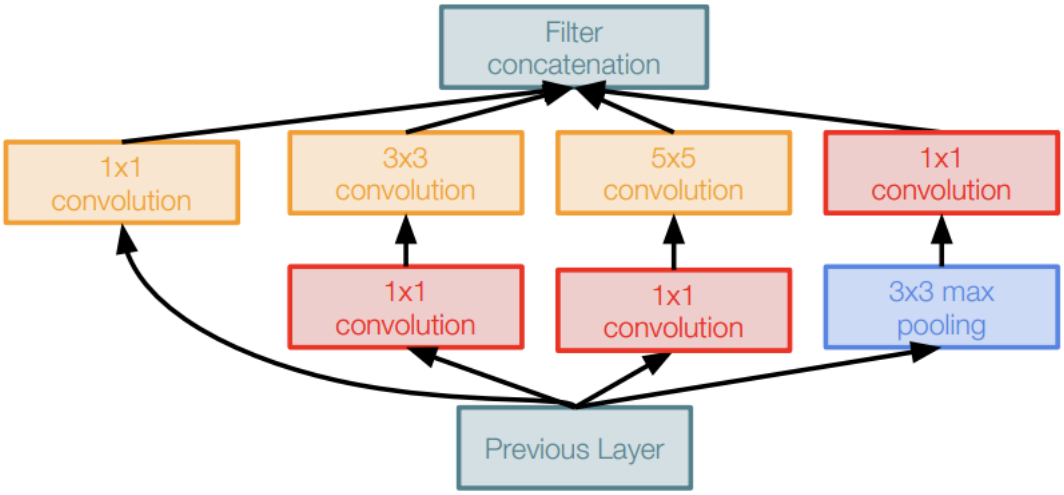
Naive Inception module

이 경우 1x1x128 conv 출력이 28x28x128이 된다. 3x3 conv는 28x28x192, 5x5 conv는 28x28x96이 된다. pooling layer에서는 입출력의 크기가 같다.

최종적으로 28x28x672가 된다.

문제를 해결하기 위해 사용한 것이 ‘bottleneck layer’ : conv연산 전 input의 차원을 낮춘다.

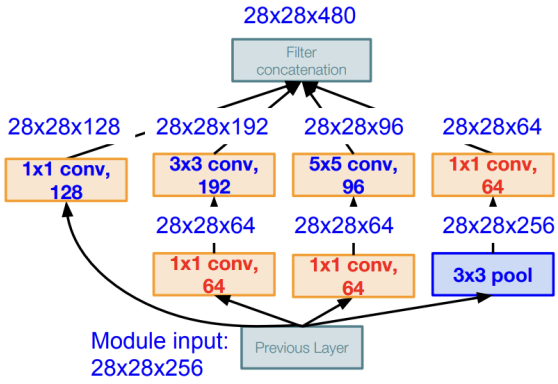
1x1 conv “bottleneck” layers



Inception module with dimension reduction

Case Study: GoogLeNet

[Szegedy et al., 2014]



Inception module with dimension reduction

Using same parallel layers as naive example, and adding “1x1 conv, 64 filter” bottlenecks:

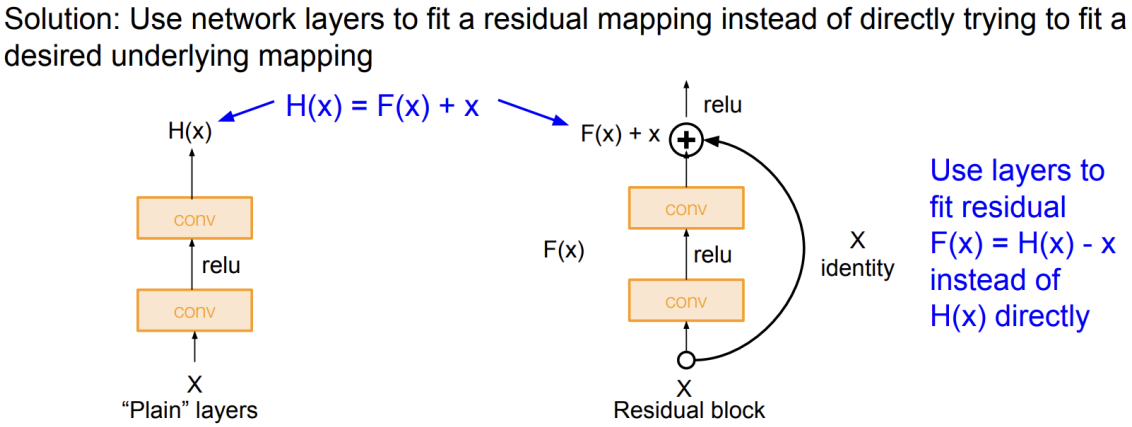
Conv Ops:
[1x1 conv, 64] 28x28x64x1x1x256
[1x1 conv, 64] 28x28x64x1x1x256
[1x1 conv, 128] 28x28x128x1x1x256
[3x3 conv, 192] 28x28x192x3x3x64
[5x5 conv, 96] 28x28x96x5x5x64
[1x1 conv, 64] 28x28x64x1x1x256
Total: 358M ops

Compared to 854M ops for naive version
Bottleneck can also reduce depth after pooling layer

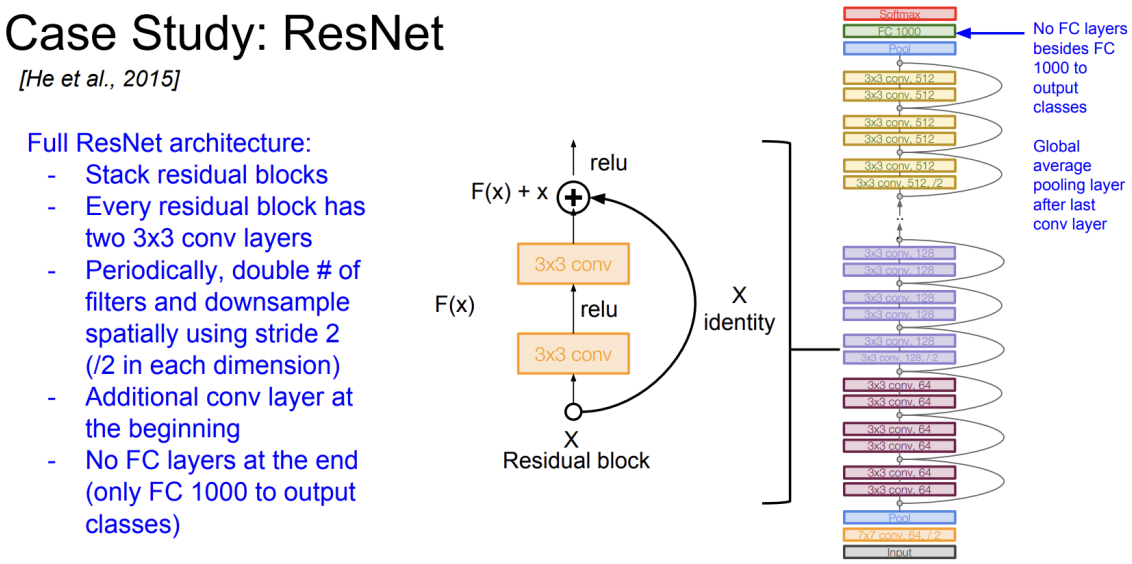
ResNet

- residual coonections method

- 네트워크가 깊어질 수록 좋아지는 것이 아니다. optimization에 문제가 나올 수 있다. (가설)



- 레이어가 직접 H(x)를 학습 하는 것이 아니라 H(x) - x 를 학습 할 수 있도록 한다. 고리 형태로 skip connection을 사용.
- 최종 출력값은 input+ residual이다.



- 전체 ResNet 아키텍처이다. 하나의 residual block 은 2 3x3 conv layers로 이루어져 있고, 이 블락을 매우 많이 쌓아 올린다. ResNetdms 150레이어까지 쌓아올릴 수 있다.
- Depth가 50이상일 경우, 구글넷처럼 bottleneck layer을 사용한다. 1x1 conv를 도입해 필터의 depth를 줄여준다.
- 실제로 ResNet은 모든 Conv layer에 batch norm을 사용한다. 초기화는 Xavier