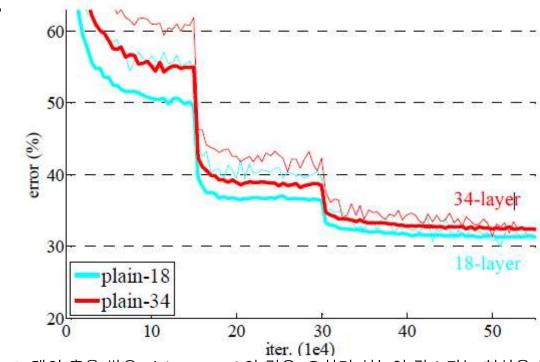
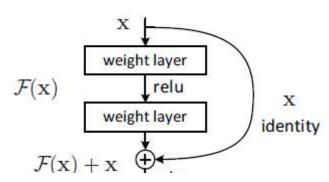
## resnet

## Resnet 논문 정리

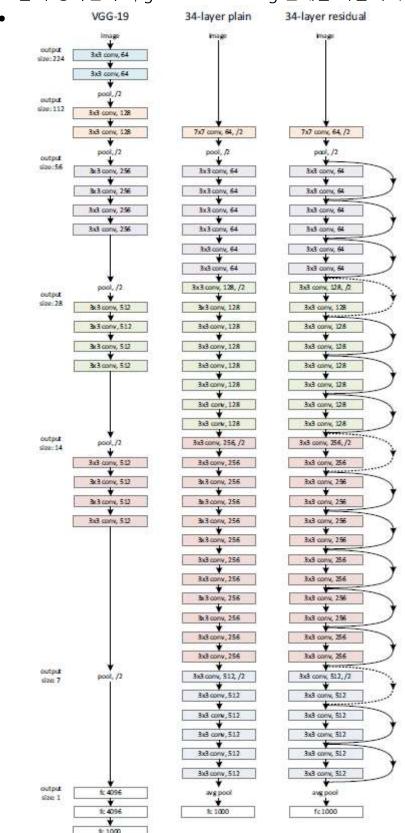
- Objective
  - Residual learning framework to ease the training of network which is substantailly deeper than used previously
  - depth of network는, feature enrichment에 매우 중요함
    - depth를 깊게 할수록, vanishing/exploding gradient 문제가 발생
    - degradation problem을 해당 논문에서는, deep residual learning framework를 사용해서 해결
- Gradient vanishing problem / Gradient exploding problem
  - 가중치를 최적화하는 과정에서, 기울기를 구할 때 체인물을 통해 기울기를 곱함으로 써 계산하게 된다. 이때, layer가 깊어짐에 따라 계속해서 작은 값이 곱해지면서 기울 기가 소실되는 문제를 gradient vanishing, 계속해서 큰 값이 곱해지면서 기울기가 급 격히 커지는 문제를 gradient exploding이라고 한다.
  - 두 현상에 의해서, layer를 깊게 쌓음에도 불구하고, 성능이 저하되는 degradation이 나타나게 됨



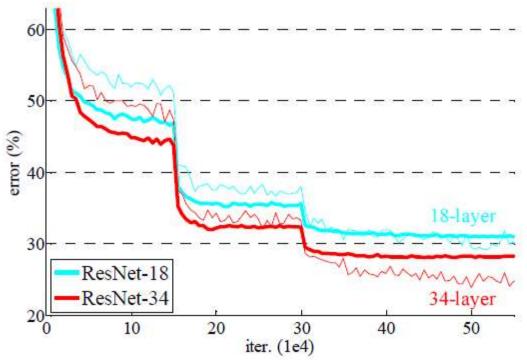
- 34개의 층을 쌓은 plain network의 경우, 오히려 성능이 감소되는 현상을 목격함
- Deep residual learning framework



- deep residual learning framework는, shortcut connection을 갖게 됨 (x)
- 단순히 x를 더해줌으로써, 파라미터를 추가하거나, 연산의 복잡성을 높이지 않으면서 gradient vanishing 문제를 해결할 수 있게 됨 -> 기존의 모델보다 훨씬 깊은 신경망을 구성하면서도, gradient vanishing 문제를 막을 수 있음



• Left: VGG-19 model, Middle: a plain network with 34 parameter layers, Right: Resnet model



- Resnet의 경우, 깊은 층을 쌓았음에도 불구하고 degradation 문제가 나타나지
  않고 성능이 증가됨
- Gradient vanishing 문제의 해결
  - H(x) = F(x) + x로 정의하게 될 경우, 최소 gradient로 1을 갖게 되어 gradient vanishing 문제를 해결할 수 있다
    - 목표는, F(x) = 0이 되도록 학습시키는 것
  - $\mathbf{y} = \mathcal{F}(\mathbf{x}, \{W_i\}) + W_s \mathbf{x}$ .
  - 이때, x는 input, y는 output vector, Wi는 가중치를 의미한다. Ws는 차원을 맞추는 데 이용되는 가중치이다.
- Deeper Bottleneck Architectures

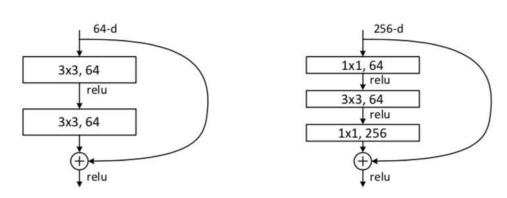


Figure 5. A deeper residual function  $\mathcal{F}$  for ImageNet. Left: a building block (on  $56 \times 56$  feature maps) as in Fig. 3 for ResNet-34. Right: a "bottleneck" building block for ResNet-50/101/152.

- deep한 모델 구성을 위해서, 2-layers가 아닌 3-layers로 구성한다
- 1x1 conv layer logseq.order-list-type:: number
- 3x3 conv layer logseq.order-list-type:: number
- 1x1 conv layer logseq.order-list-type:: number

• 1x1 layer는 연산의 이점을 위해서 사용한다. 기존의 2-layer에 비해, 연산 양 감소, non-linearity가 증가됨 -> 해당 구조를 통해서 더욱 깊은 층을 쌓을 수 있게 된