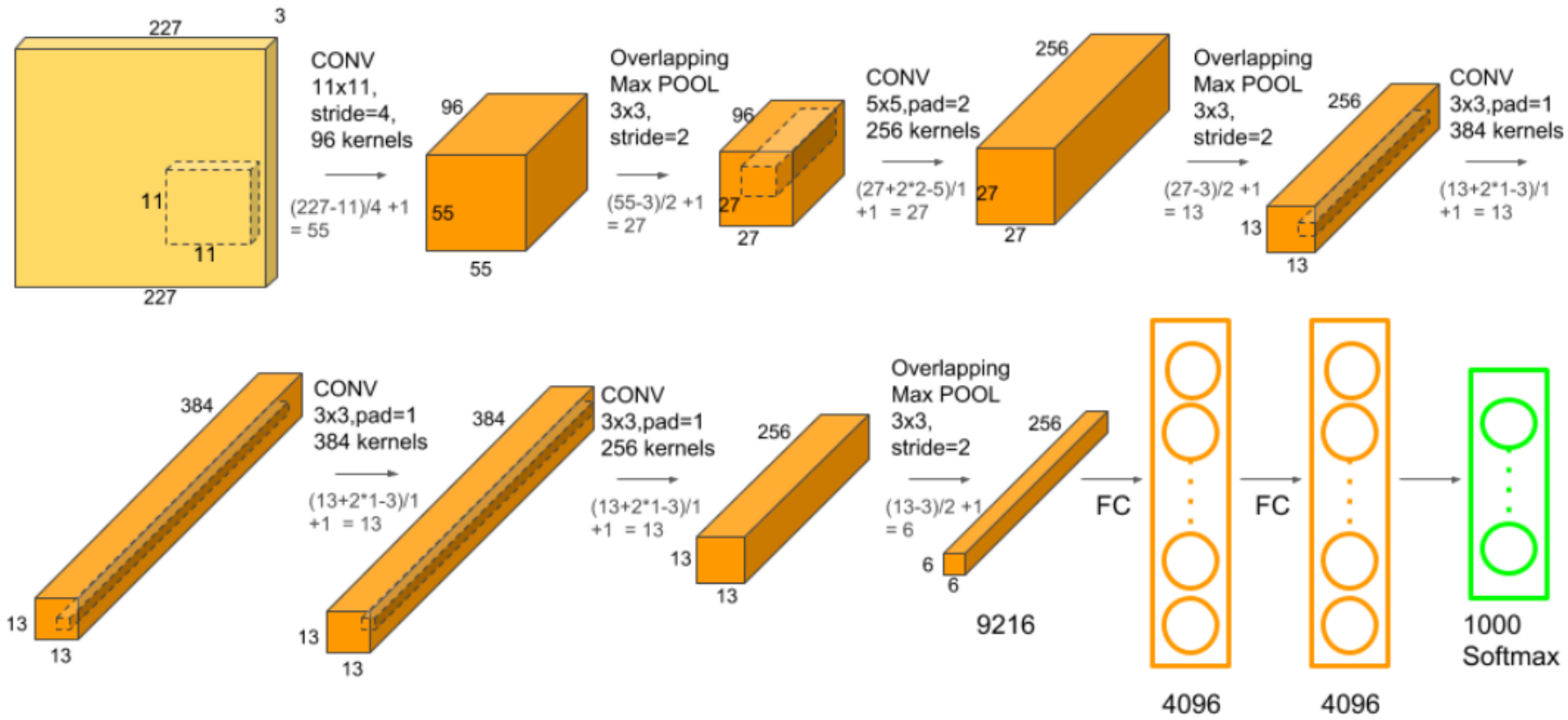
5
발표 자료

1. Alexnet & Vggnet

Alexnet

- 정의 : ILSVRC 의 2012년 대회에서 top-5 test error(모델이 예측한 최상위 5개 범주 가운데 정답이 없는 경우의 오류율)가 15.4% 로 1위를 차지하고 주목을 받았다.
- Alexnet Architecture



- 특징 :

GPU 2대 병렬 사용

Local response norm

overlapping pooling

data augmentation

dropout

- hyper parameter

batch size = 128

- momentum = 0.9
- weight decay = 0.0005

- 단순한 regularizer가 아니라 training error를 감소시킴
  -N(0, 0.01)에서 랜덤 추출해 가중치를 초기화함
  • Learning rate = 0.01
- validation error가 계속 변하지 않으면 0.1을 곱해줌
- 실험 중 총 3번 바뀜
  • Epochs = 90

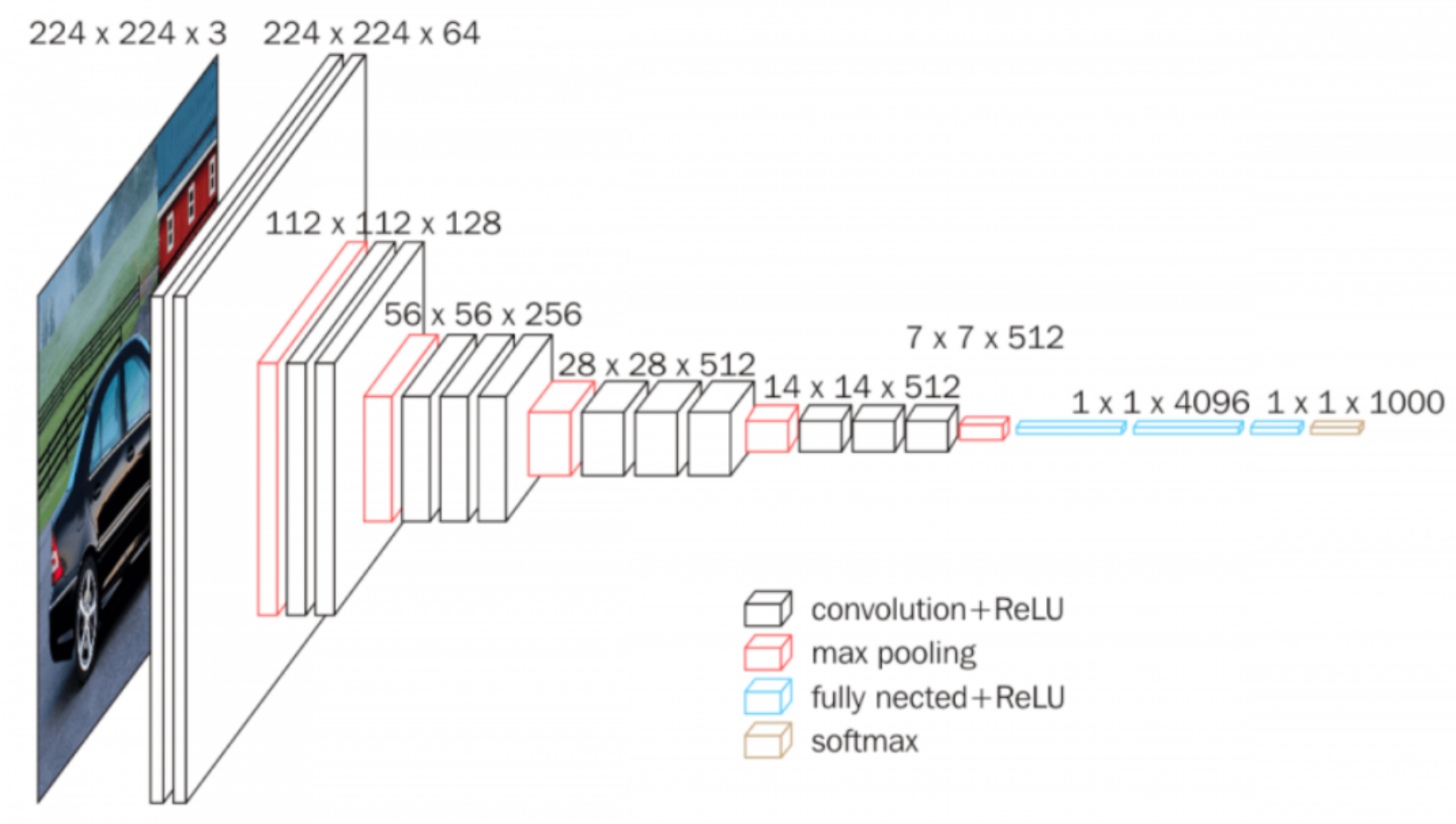
- Activation function

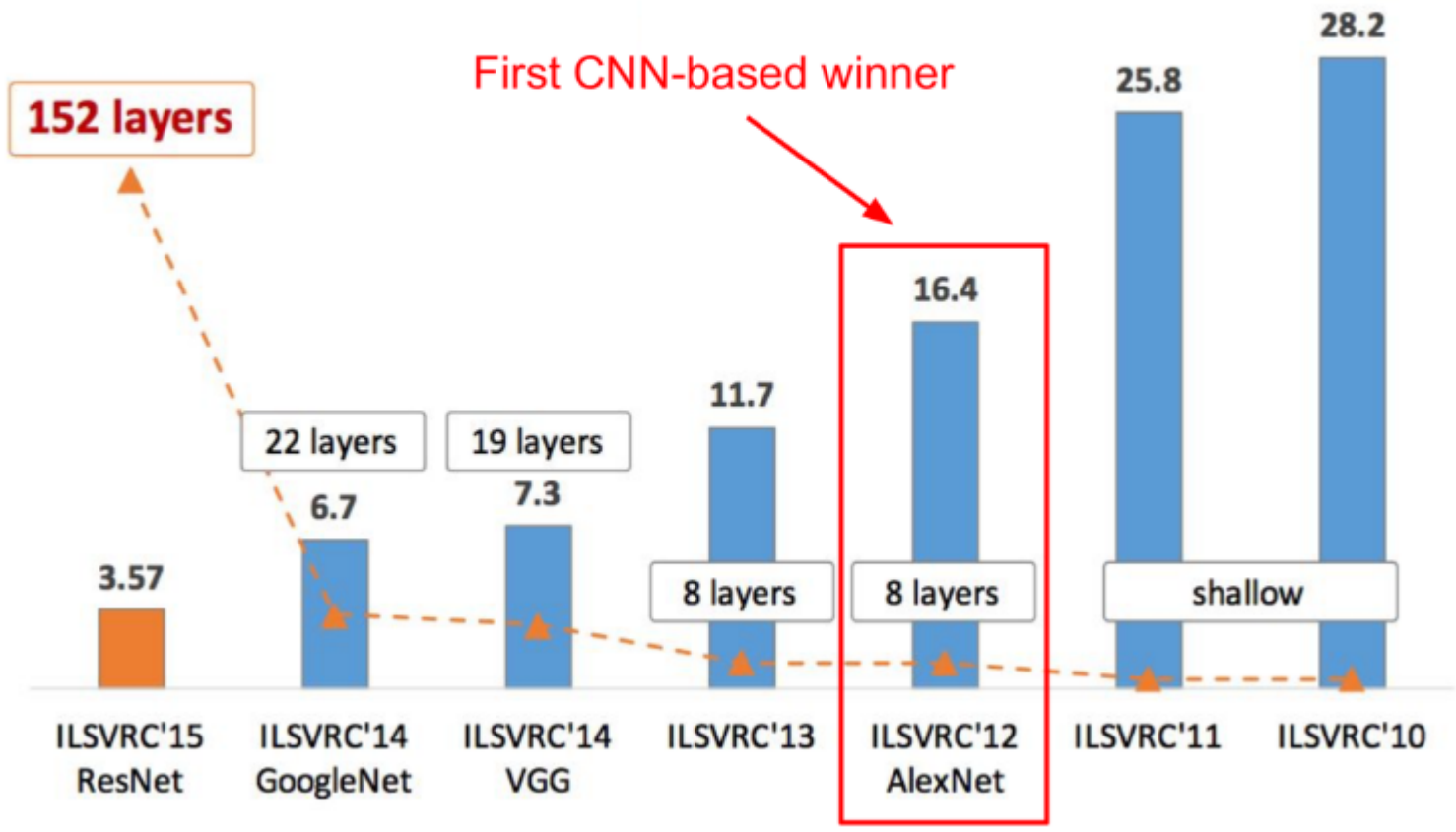
    - **처음으로 ReLU** 사용. RELU를 사용하면 기존에 사용하던 Tanh, Sigmoid function에 비해 6배 빠르게 원하는 수준 이하의 error rate에 도달할 수 있습니다.
- Over-fitting 방지를 위해 도입한 방법
    1. Data augmentation : 데이터셋 이미지를 좌우 반전을 시키거나 (flip augmentation), 이미지를 잘라서 (Crop augmentation) 데이터 수를 늘림. 또 RGB 값을 조정하여 (jittering) 데이터 수를 늘림.
    2. Dropout: rate 0.5
    3. Norm layer 사용 : 원시적인 형태의 batch normalization , 지금은 쓰이지 않음
- Batch size 128
- SGD momentum 0.9
- learning rate 1e-2 , validation accuracy에 따라 manual 하게 낮춤
- L2 weigh decay 5e-4
- 7 CNN ensemble : error 18.2 % → 15.4%

Vggnet

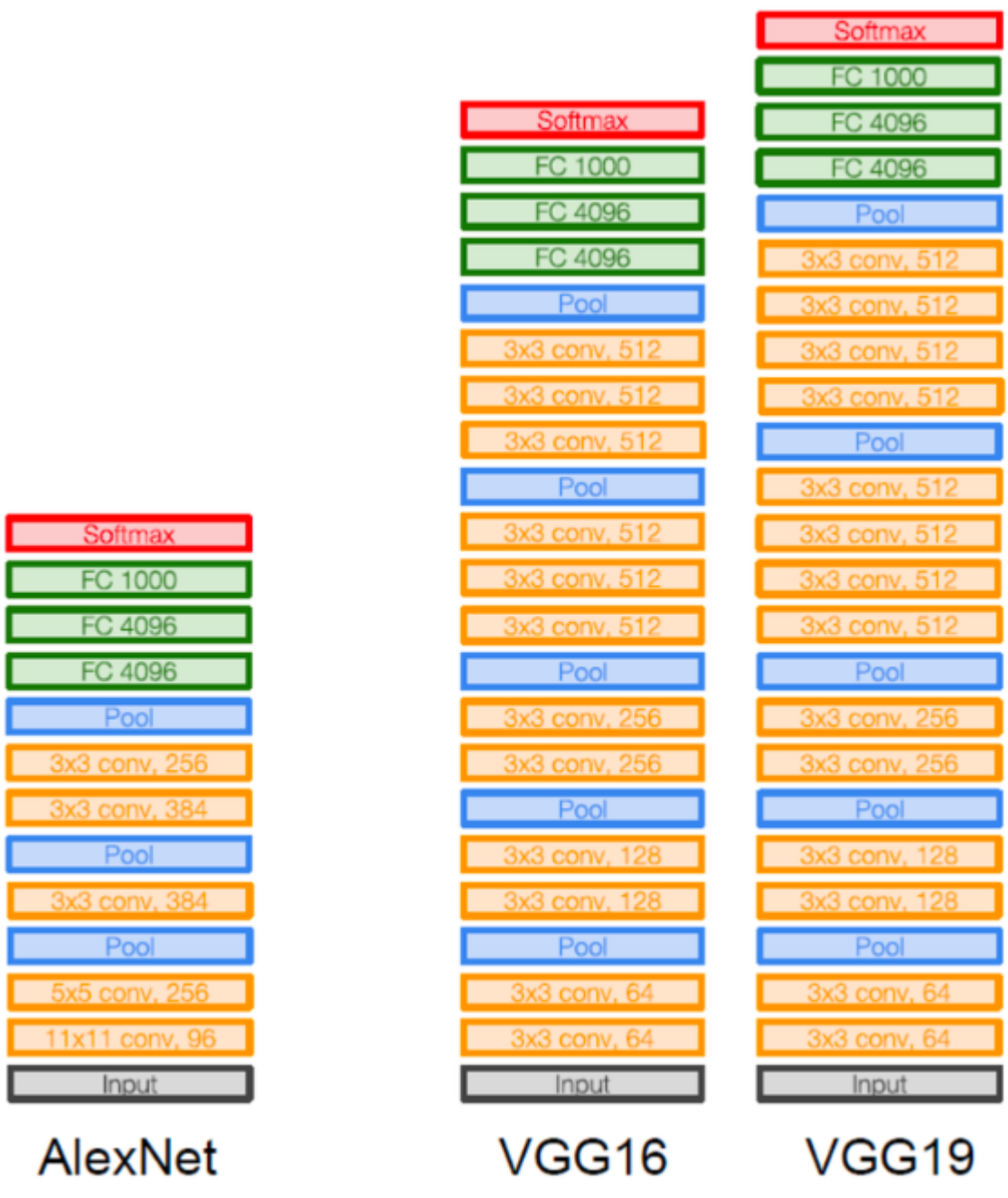
- VGGNet은 ILSVRC' 14에서 준우승을 차지한 모델로, 당시 7.3 % 의 Top 5 error를 보임
- Conv, Pooling, FC layer만으로 이뤄져 있기 때문에 직접 코딩하기 쉬운 모델

Vgg16 Architecture]

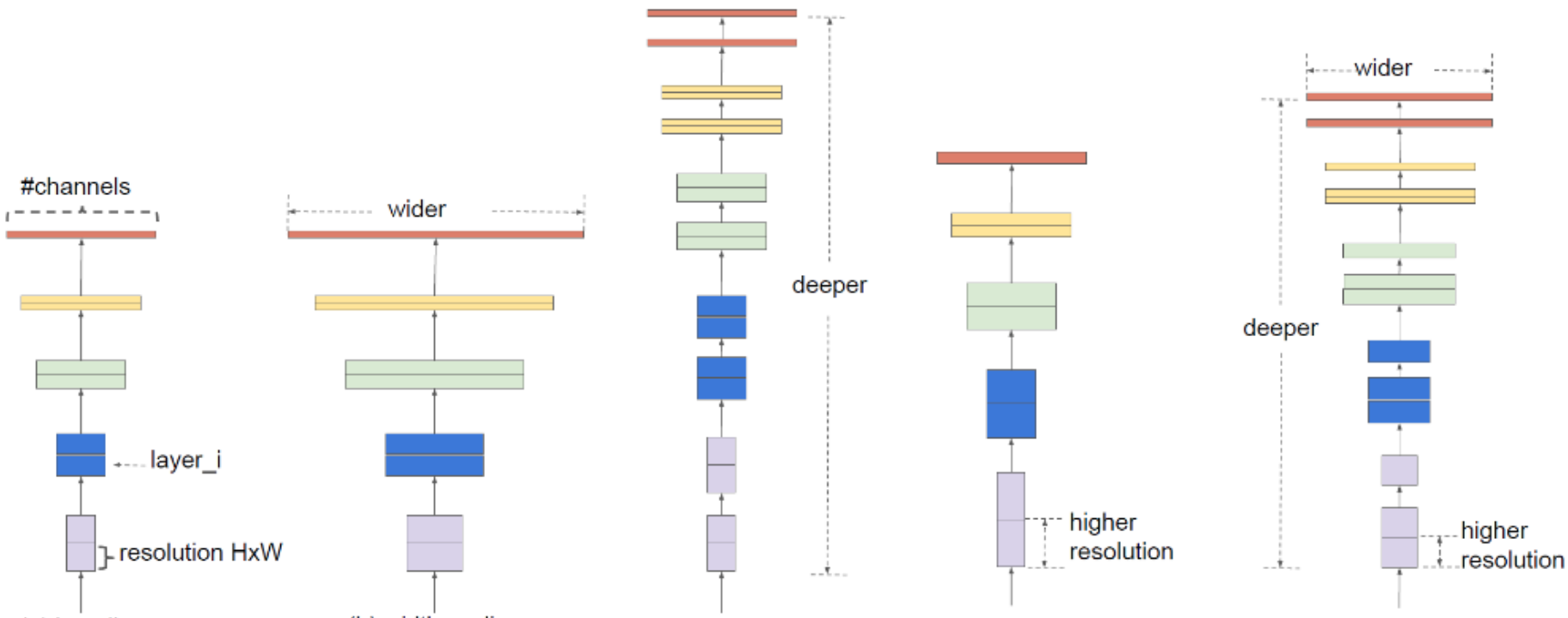




- 특징 : 필터의 사이즈를 줄이면서 보다 깊게 쌓음, Layer가 깊어지면서 다수의 activation function을 통과하므로 더 많은 non-linearity를 줄 수 있게 됨.
- 단점 : 학습이 매우 느림(파라미터가 많기 때문이다.), 많은 파라미터 때문에 생기는 단점으로, 용량이 엄청나게 크다는 것이다.



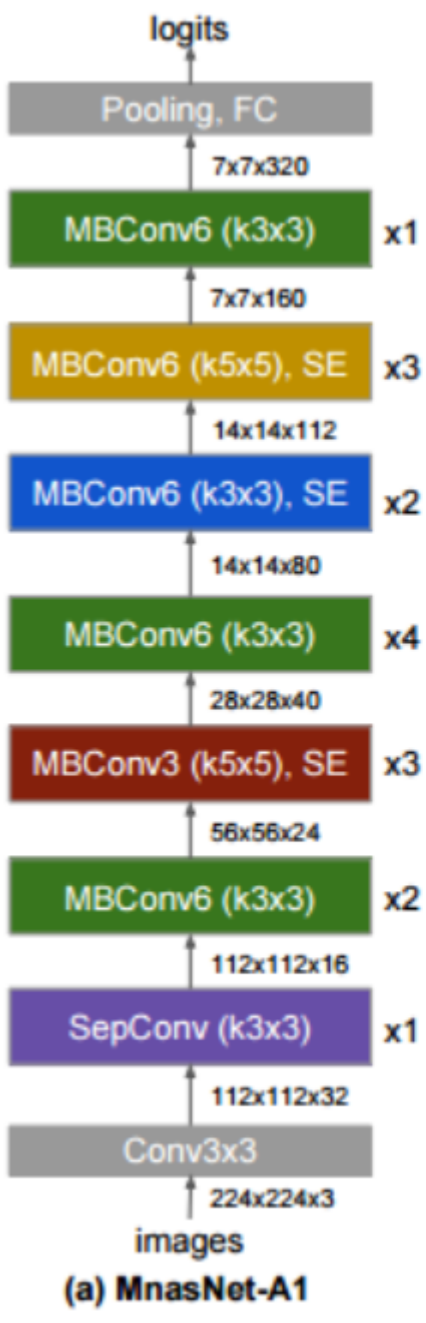
EfficientNet



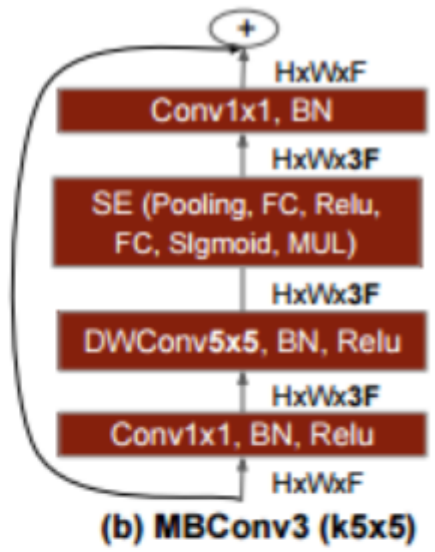
(a) baseline (b) width scaling (c) depth scaling (d) resolution scaling (e) compound scaling

[모델을 크게 만드는 방법]

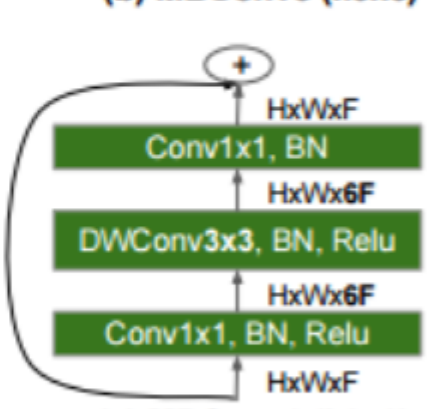
1. network의 depth를 깊게 만드는 것
2. channel width(filter 개수)를 늘리는 것(width가 넓을수록 미세한 정보가 많이 담아짐)
3. input image의 해상도를 올리는 것



(a) MnasNet-A1



(b) MBConv3 (k5x5)



(c) MBConv6 (k3x3)

(d) SepConv (k3x3)

MnasNet 구조와 비슷

Stage i	Operator $\hat{\mathcal{F}}_i$	Resolution $\hat{H}_i \times \hat{W}_i$	#Channels $\hat{C}_i$	#Layers $\hat{L}_i$
1	Conv3x3	224×224	32	1
2	MBConv1, k3x3	112×112	16	1
3	MBConv6, k3x3	112×112	24	2
4	MBConv6, k5x5	56×56	40	2
5	MBConv6, k3x3	28×28	80	3
6	MBConv6, k5x5	14×14	112	3
7	MBConv6, k5x5	14×14	192	4
8	MBConv6, k3x3	7×7	320	1
9	Conv1x1 & Pooling & FC	7×7	1280	1