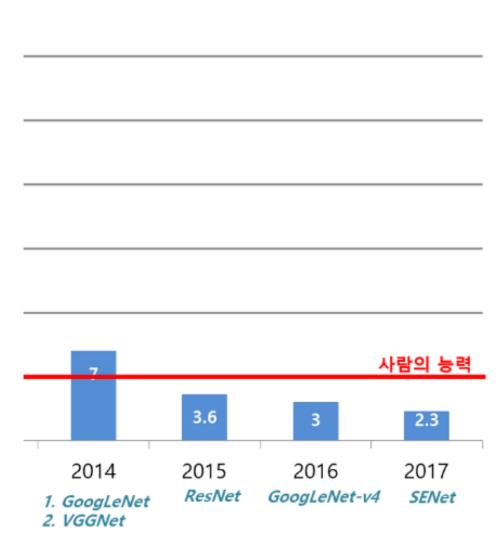
SENet



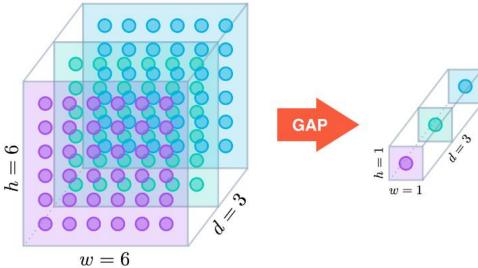
2017 ILSVRC 우승



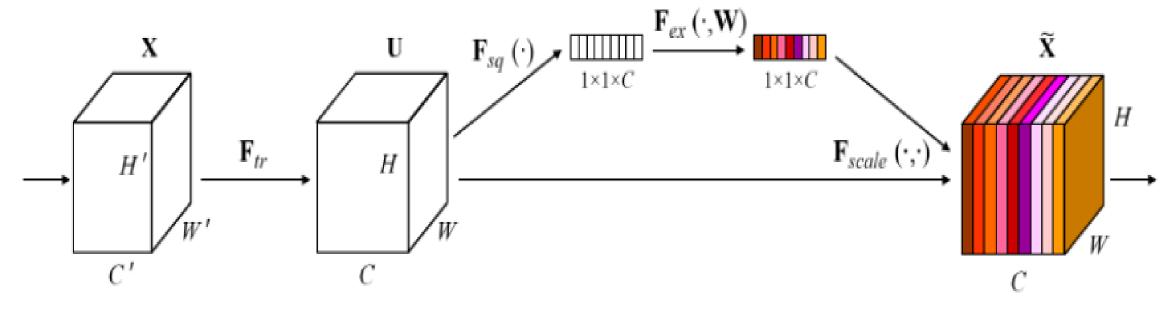
SE block

- 기존 어떤 모델에도 적용 가능.
- VGGNet, GoogLeNet, ResNet 등에 SE block을 첨가하여 성능을 향상시킬 수 있다.
- GAP(Global Average Pooling)을 통해 h x w의 특징맵을 1 x 1 으로 변환

-> 성능은 꽤 많이 향상되는 반면에 hyperparameter는 많이 늘지 않기 때문에 연산량 증가가 크지 않다.



SE block



٠

Squeeze -> Excitation

• Squeeze: GAP를 통해 각 2차원의 특성맵을 평균하여 하나의 값을 얻는다.

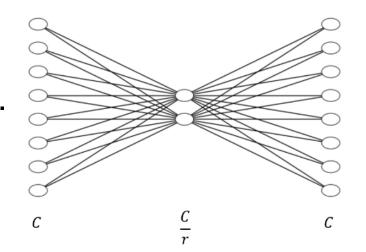
$$z_c = \mathbf{F}_{sq}(\mathbf{u}_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} u_c(i,j)$$

• Excitation(활성화): 두 개의 FC 층을 더해줘서 각 채널의 상대적 중요 도를 알아낸다.

$$\mathbf{s} = \mathbf{F}_{ex}(\mathbf{z}, \mathbf{W}) = \sigma(g(\mathbf{z}, \mathbf{W})) = \sigma(\mathbf{W}_2 \delta(\mathbf{W}_1 \mathbf{z}))$$
 δ : ReLU

- FC 층을 bottle-neck 구조가 되도록 만든다. (hidden layer의 뉴런 개수를 input layer나 output layer보다 적게 만든다.)
- 1. Hyperparameter의 개수를 많이 늘리지 않고,
- 2. 일반화 성능
- 을 위해서.
- Hidden layer의 뉴런 개수는 Reduction ratio에 따라 결정. Input: C -> Hidden: C/r -> Output: C

$$\widetilde{\mathbf{x}}_c = \mathbf{F}_{scale}(\mathbf{u}_c, s_c) = s_c \, \mathbf{u}_c$$



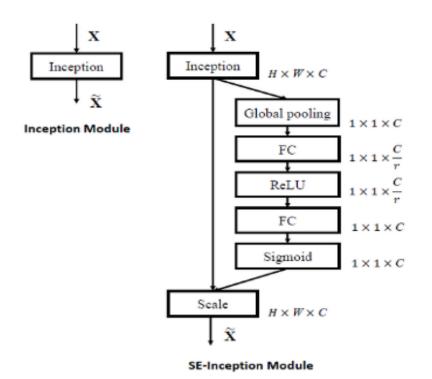
특성맵은 X -> U(conv) -> X'(SE block)의 과정을 거쳐 변환된다.

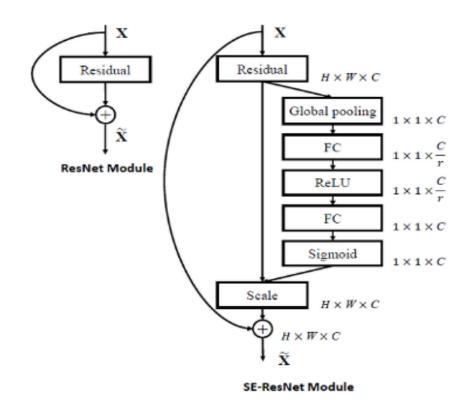
정리

- SE Block의 목적:
- : Convolution을 통해 생성된 특성 -> 채널당 중요도를 고려해서 **재보정** (Recalibration)하는 것.
- 이런 SE block을 convolution 연산 뒤에 붙여줌으로써 성능 향상을 도모

기존 모델과의 결합

- VGGNet은 Convolution 및 Activation 뒤에,
- GoogLeNet은 Inception 모듈 뒤에
- ResNet은 Residual 모듈 뒤에 붙여 사용할 수 있다.





	original		re-implementation			SENet		
	top-1 err.	top-5 err.	top-1 err.	top-5 err.	GFLOPs	top-1 err.	top-5 err.	GFLOPs
ResNet-50 [13]	24.7	7.8	24.80	7.48	3.86	23.29(1.51)	6.62(0.86)	3.87
ResNet-101 [13]	23.6	7.1	23.17	6.52	7.58	$22.38_{(0.79)}$	$6.07_{(0.45)}$	7.60
ResNet-152 [13]	23.0	6.7	22.42	6.34	11.30	$21.57_{(0.85)}$	$5.73_{(0.61)}$	11.32
ResNeXt-50 [19]	22.2	-	22.11	5.90	4.24	21.10(1.01)	$5.49_{(0.41)}$	4.25
ResNeXt-101 [19]	21.2	5.6	21.18	5.57	7.99	$20.70_{(0.48)}$	$5.01_{(0.56)}$	8.00
VGG-16 [11]	-	-	27.02	8.81	15.47	25.22(1.80)	7.70(1.11)	15.48
BN-Inception [6]	25.2	7.82	25.38	7.89	2.03	$24.23_{(1.15)}$	7.14(0.75)	2.04
Inception-ResNet-v2 [21]	19.9 [†]	4.9†	20.37	5.21	11.75	$19.80_{(0.57)}$	$4.79_{(0.42)}$	11.76

참고자료

- [1] https://bskyvision.com/640
- [2] https://jayhey.github.io/deep%20learning/2018/07/18/SENet/
- [3] https://wwiiii.tistory.com/entry/SqueezeandExcitation-Networks