5

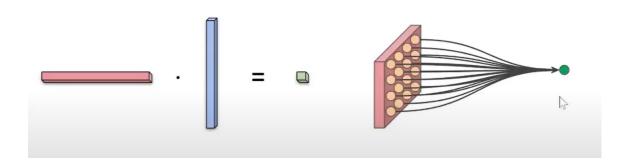
Lecture 5

Fully-connected layer (FC layer)

- input으로 들어온 모든 값들이 어떤 식으로든 output에 영향을 미침
 - → 모든 픽셀에 있는 값들이 각각의 가중치와 곱한 뒤 더해져 하나의 값을 내놓음

FC layer models relationships from every input value to every output value.

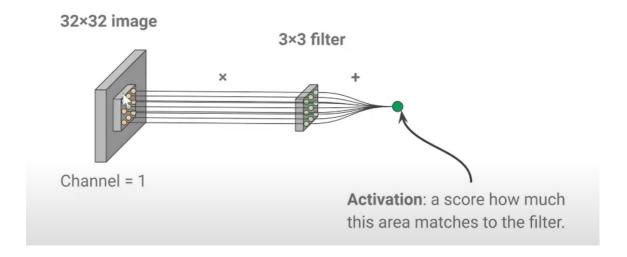
That is, it is assumed that any output value can be affected by any input value.



- spatial locality
 - 위치와 사이즈를 모르기 때문에, 전체 이미지에 대한 multi-sized filter들을 적용해 score를 계산해야 함.
 - threshold 이상인 score, 혹은 가장 높은 score를 가진 filter의 위치에 존재한다고
 추론

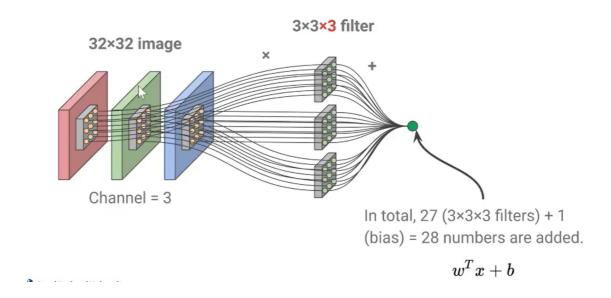
Convolutional Layer

monotone image



。 filter를 모든 자리에 옮겨가면서 계산한다

· RGB color image

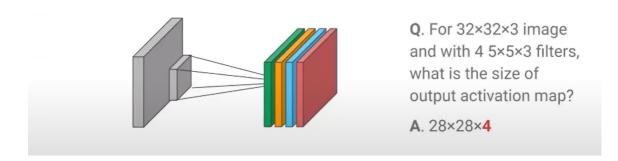


- o monotone과 달리 channel만 3개가 된 것.
- 。 모든 자리에 대해서 이 과정이 이루어짐
- Convolution over entire image
 - o 32X32 image에 3X3 filter로 convolution 진행하면 30X30 나온다.
 - ∘ 32X32 image에 5X5 filter로 convolution 진행하면 28X28 나온다
 - \rightarrow 이런 식으로 convolution을 진행할수록 사이즈가 줄어들고, 우리가 지정한 만큼 channel 개수가 변경된다.

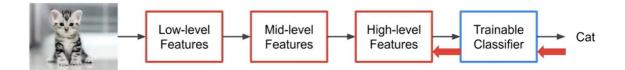
Lecture 5 2

We may have multiple filters, or activation maps.

- Each map does exactly same operations.
- The only difference is actual weights, learned from data.



- 。 이때 4개는 channel 수
- Nested Conv-layers



- high-level feature : 모델 class와 가장 직접적인 피처들을 학습 (가장 중요)
- o mid-level feature : high-level feature을 구분하는데 중요한 피처들을 학습
- low-level feature : mid-level feature을 구분하는데 필요한 피처들을 학습

Convolutional Layer: Deeper

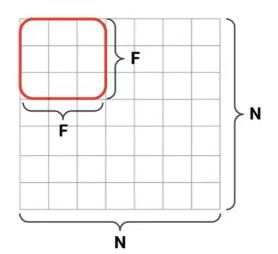
- Nested Conv-layers
 - 2 Questions
 - 쌓으면 쌓을수록 이미지가 축소됨
 - resolution 높아지면 computation 복잡해짐. 어떻게 해결??

Convolution 진행할 때 이미지 사이즈 줄어드는 것에 대한 해결 방법

Stride

Lecture 5 3

- 。 다음 column으로 convolution 넘어갈 때 몇몇 column 건너뛰는 것
- output size



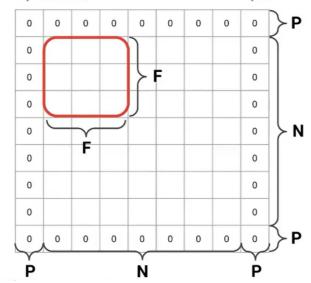
Output size:

- 。 이때 이미지 사이즈와 필터 사이즈에 따라 계산 불가능한 stride 존재한다는 것 유의
 - → padding 해줌

Padding

- o 경계에 0을 넣어줌 (zero padding)
 - → 사이즈가 input 이미지와 동일해짐
- stride와 padding을 했을 때의 output size

In practice, it is common to zero pad the border.



Output size:

With P = (F - 1) / 2, the map size will be preserved.

$$F = 3 \rightarrow P = 1$$

$$F = 5 \rightarrow P = 2$$

$$F = 7 \rightarrow P = 3$$

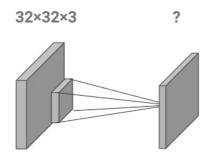
• convolutional network를 사용하는 이유

Given an input volume of 32×32×3, apply 10 5×5 filters with stride 1, pad 2.

What is the output size? 32×32×10

Number of parameters? $10(5\times5\times3+1)=760$

cf. Number of parameters if fully-connected? 32×32×10×32×32×3 = 31,457,280



- ∘ filter가 어떤 위치에 있던 간에 항상 같은 weight을 사용함
- 즉 spatial locality와 positional invariance를 가정함으로써 parameter의 수를 줄 인다는 장점
 - → 이때 이 가정을 충족하지 못하는 이미지 task가 있지 않을까? 일반적으로는 거의 만족함

• 정리

Given an input volume of W×H×C, a convolutional layer needs 4 hyperparameters:

- Number of filters K
- The filter size F
- The stride S
- The zero padding P

This will produce an output of size W'xH'xK, where,

- W' = (W F + 2P) / S + 1
- H' = (H F + 2P) / S + 1

Number of parameters: $K(F^2C + 1)$

- Fully-connected vs Conv
 - o convolutional layer은 fully-connected layer의 special case (반대도 가능! 노트 참고)

Pooling Layer

- Pooling layer
 - o downsampling하는 layer
 - learning은 이루어지지 않고, max/min 등의 정해진 일만 수행함
 - overfitting을 방지 + 메모리상 문제가 생기지 않도록 해줌
- pooling 방법
 - o max pooling : max값만 갖고 옴
 - o average pooling : mean 값 갖고 옴
- Pooling layer이 필수적인가?
 - 최근 논문에서는 convolutional layer의 파라미터들을 잘 조절하면 pooling layer
 이 없어도 된다고 결론.

Lecture 5 6

• 정리

Given an input volume of **W×H×C**, a pooling layer needs 2 hyperparameters:

- The spatial extent F
- The stride S

This will produce an output of size W'xH'xK, where,

- W' = (W F) / S + 1
- H' = (H F) / S + 1

Number of parameters: 0 (no "learning" happens)