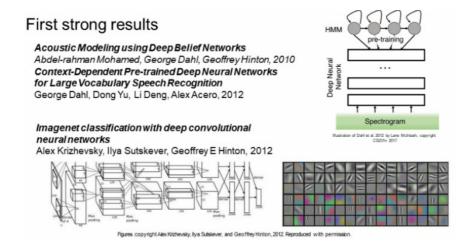
# Week5\_Convolutional Neural Network

# **CNN-History**

- 1. Mark 1 Perceptron
  - a. 단층 퍼셉트론 방식, W값을 조절해서 Train
- 2. Adaline/Madaline
- 3. Back-propagation 시작 (1986)
- 4. RBM-initialized & Fine tuning (2006) ⇒ weight 정밀 조정
- 5. AlexNet(2012)



CNN으로 ImageNet error rate를 급격히 줄이고, CNN이 발전하게 됨. 큰 영역의 특징에서 작은 영역의 특징 순으로 특징을 추출함

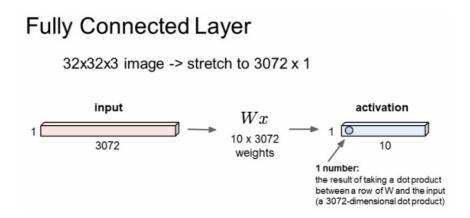
# CNN 사용 영역

- Classification
- Retrieval

- Detection
- Segmentation
- Self-driving car(전용 GPU까지 탑제해서 더 빠른 속도로 구분)
- 등등...

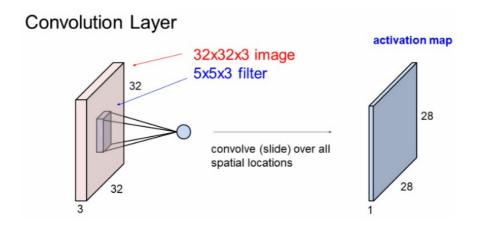
## **Convolutional Neural Networks**

### -Fully Connected Layer



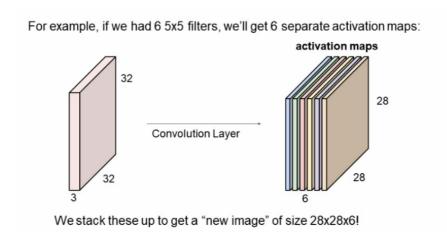
이전 FC에서는 input image를 stretch 해서 wx의 input 값으로 넣었음. 전체 input 값에 W전체 연산

### -Convolution Layer

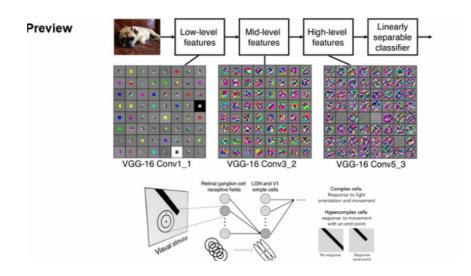


32x32x3(RGB)의 input이 있으면 filter의 크기(5x5x3)에 해당하는 지역에서 하나의 값을 뽑아낸다.

32x32x3 input에 5x5x3 convolution layer를 연산하면 28x28x1의 하나의 activation map 이 나오게 된다.



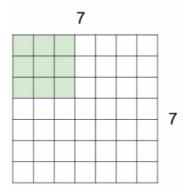
여러 filter를 사용해서 여러개의 activation map 만들기 ⇒ depth값에 변화를 줄 수 있음



시각화를 하면 하위계층으로 갈 수 록 더 다양한 영역에서 feature를 뽑아내는 것을 알 수 있다.

### -Stride

### A closer look at spatial dimensions:



7x7 input (spatially) a ssume 3x3 filter appli ed with stride 3?

doesn't fit! cannot apply 3x3 filter on 7x7 input with stride 3.

activation map을 만들기 위해 conv filter를 움직일 때 stride값을 기준으로 움직인다. 위 예시의  $32x32x3 \rightarrow 28x28x1$  은 stride=1값을 기준으로 움직였을 때.

이때 그림처럼 stride값을 잘못 설정하면 전체 input값에 fit하지 않는다.

OUTPUT SIZE = (N - F) / stride + 1

(N:input size, F:filer size)

위 식이 정수로 떨어지지 않으면 stride 값이 잘못된 것.

### -Paddle

Stride값이 커질수록 activation map의 사이즈가 작아진다. ⇒ 이미지 사이즈가 작아짐이를 방지하기 위해 zero paddle을 사용한다.

# In practice: Common to zero pad the border e.g. input 7x7 3x3 filter, applied with stride 1 pad with 1 pixel border => what is the output? 7x7 output! in general, common to see CONV layers with stride 1, filters of size FxF, and zero-padding with (F-1)/2. (will preserve size spatially) e.g. F = 3 => zero pad with 1 F = 5 => zero pad with 2

 $F = 7 \Rightarrow \text{ zero pad with } 3$ 

Filter의 크기에 따른 output size가 줄어들지 않는 paddle size가 있는데

 $F = 3 \Rightarrow 1$ 

 $F = 5 \Rightarrow 2$ 

 $F = 7 \Rightarrow 3$ 

다음과 같다.

### -관련 공식들

Summary. To summarize, the Conv Layer:

- Accepts a volume of size  $W_1 imes H_1 imes D_1$
- · Requires four hyperparameters:
  - · Number of filters K,
  - · their spatial extent F,
  - · the stride S
  - · the amount of zero padding P.
- Produces a volume of size  $W_2 imes H_2 imes D_2$  where:
  - $W_2 = (W_1 F + 2P)/S + 1$
  - $\circ \ H_2 = (H_1 F + 2P)/S + 1$  (i.e. width and height are computed equally by symmetry)
  - $D_2 = K$
- With parameter sharing, it introduces  $F \cdot F \cdot D_1$  weights per filter, for a total of  $(F \cdot F \cdot D_1) \cdot K$  weights and K biases.
- In the output volume, the d-th depth slice (of size  $W_2 \times H_2$ ) is the result of performing a valid convolution of the d-th filter over the input volume with a stride of S, and then offset by d-th bias.

Input volumn: 32x32x3

10 5x5 filters withh stride = 1, pad = 2

Q1) Output volumn size? = (32 + 4 - 5)/1 + 1 = 32

⇒ 32x32x10

Q2) # of parameters in this layers?

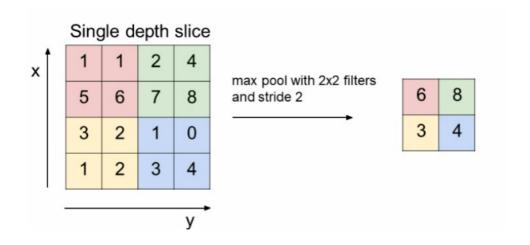
각 필터당 5 \* 5 \* 3 + 1 = 76 개의 파라미터가 필요하다.(+1은 bias 값)

⇒ 76 \* 10 = 760 개

-Pooling Layer

: 특정 특징값(주요 특징값)을 유지하면서 이미지 사이즈를 줄여준다.

1) MAX POOLING



Maxpooling은 pooling size에 해당하는 값 중 가장 큰 값만을 유지시킨다.

# -공식

Pooling size 를 P라고 하면 output size는

OUTPUTsize = (I - F)/ stride + 1