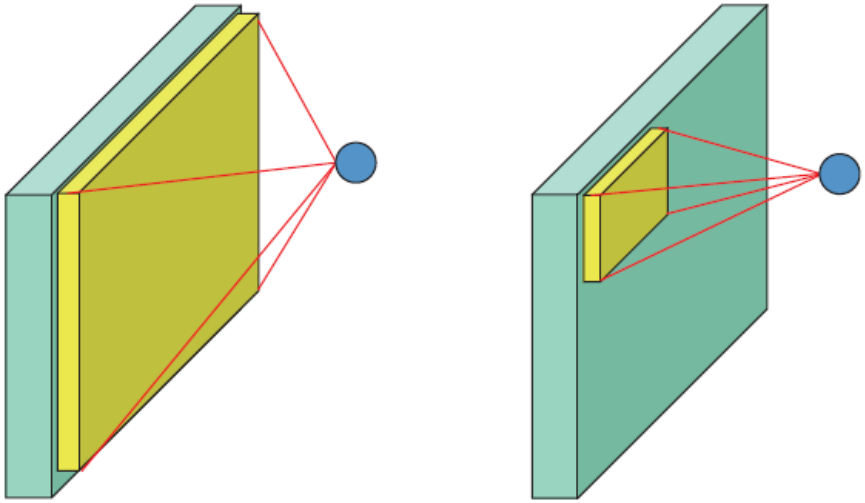
9장 컨벌루션 신경망

컨볼루션 신경망(CNN)

- 기존의 신경망 : 앞단의 모든 유닛과 완전히 연결(fully connected)
- 컨볼루션(Convolution Neural Network: CNN) 신경망 : 하위 레이어의 노드들과 상위 레이어의 노드들이 부분적으로만 연결



(a) 완전연결 신경망　　(b) 컨볼루션 신경망

컨볼루션 신경망(CNN)

- 컨볼루션 신경망은 Hubel과 Wiesel이 고양이의 시각 세포에서 제한된 시야 영역에서만 자극에 반응하는 것을 보고 영감을 얻었다.

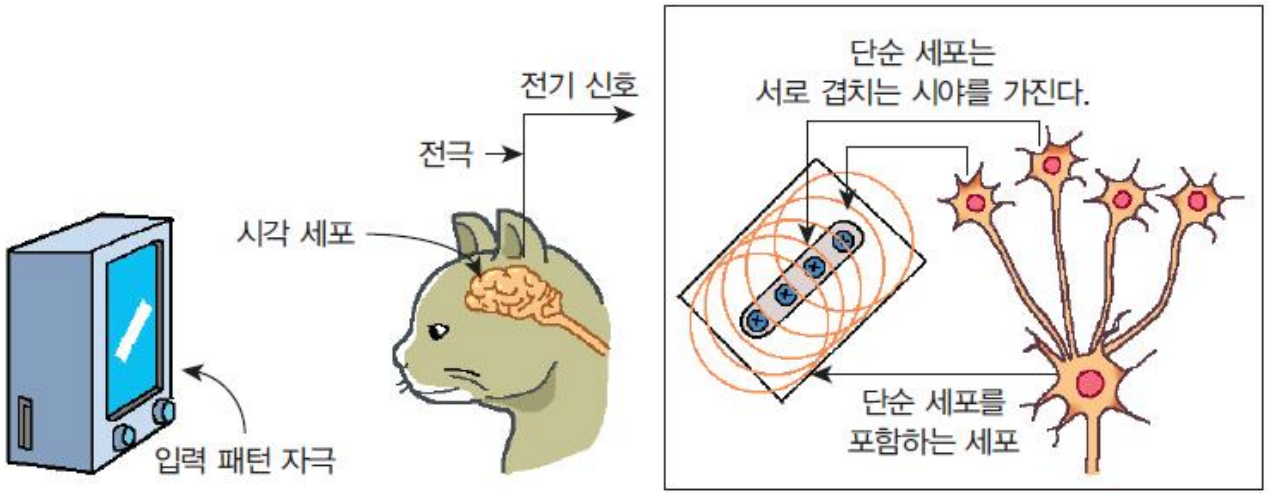
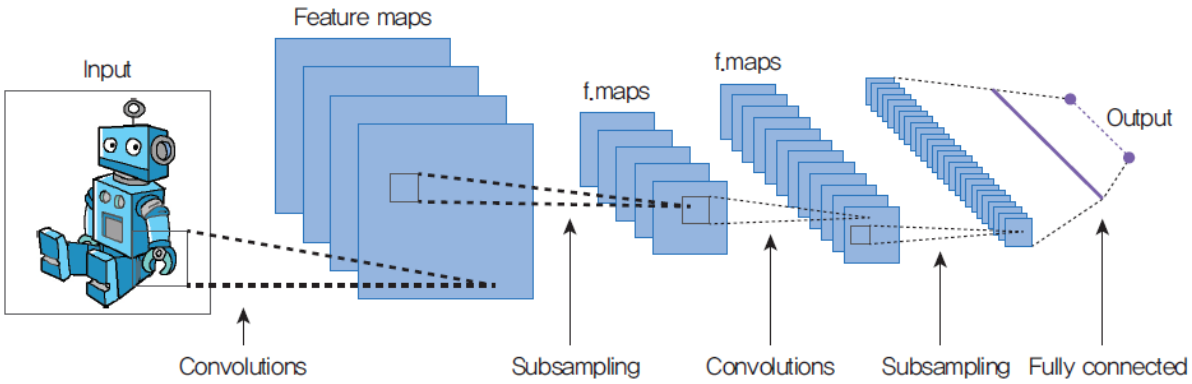


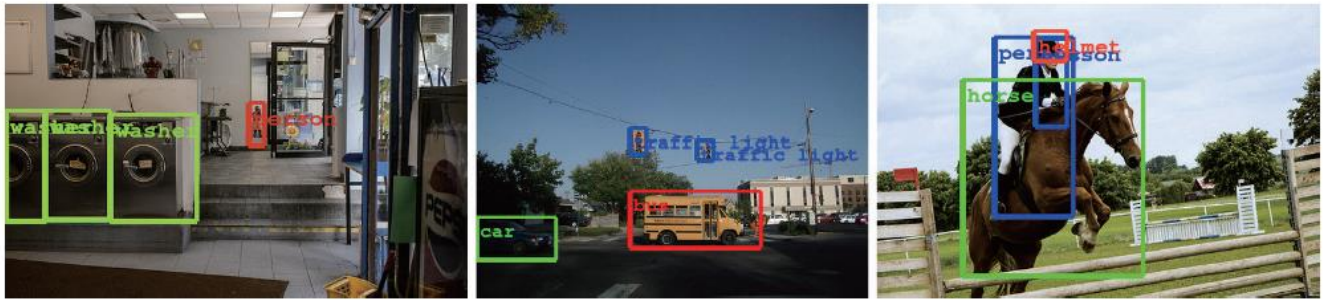
그림 9-2 시각 피질 뉴런의 구조(출처: Hubel's book, Eye, Brain, and Vision)

컨벌루션 신경망의 중요성

- 영상인식 분야 – 2차원 형태의 입력을 처리하기 때문에, 이미지 처리에 특히 적합. 신경망의 각 레이어에서 일련의 필터가 이미지에 적용

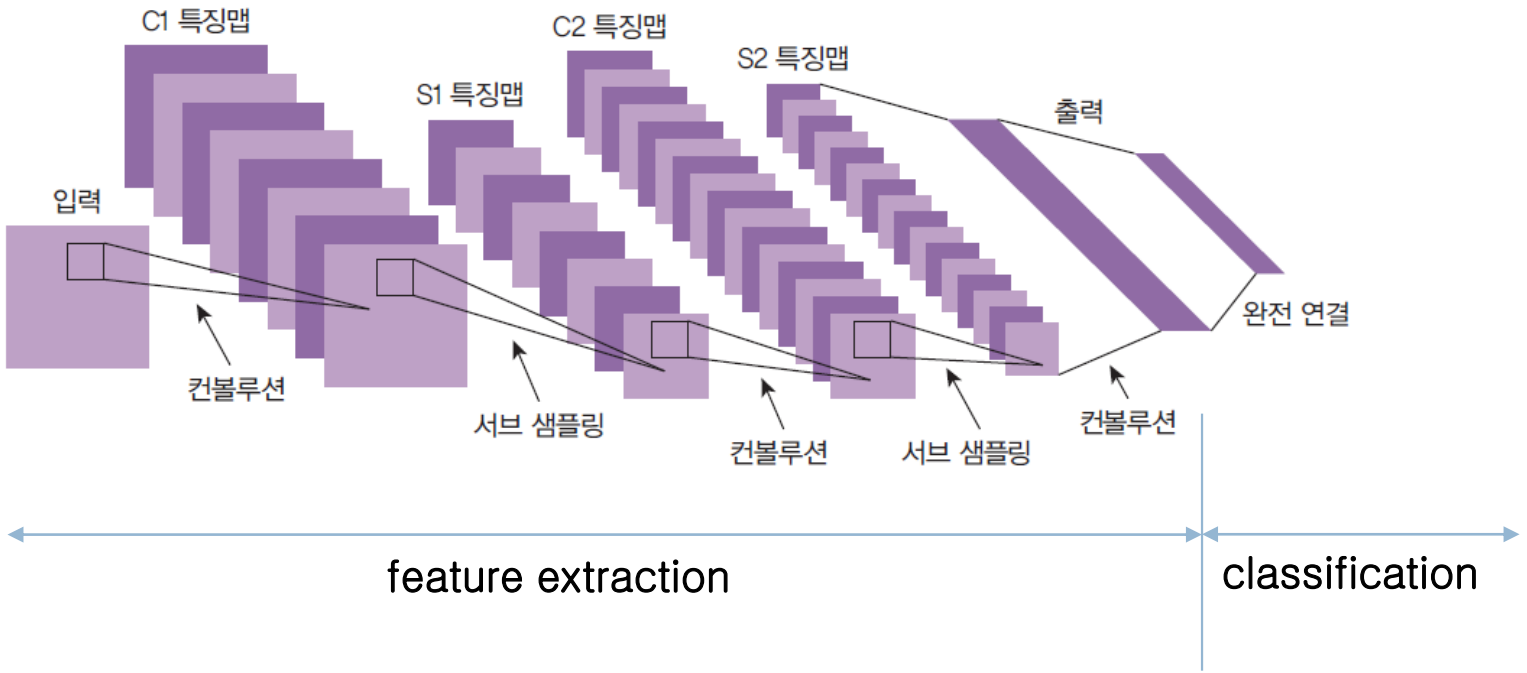


- 2012년도 영상 인식 경진 대회 ILSVRC에서 우승



컨볼루션 연산

- 컨벌루션 신경망도 여러 레이어를 연결하여 신경망을 구축한다



영상 처리에서의 컨볼루션 영상

- 도움이 되는 링크

- File:2D Convolution Animation.gif
- Animations of Convolution and Deconvolution
- All Convolution Animations Are Wrong (Neural Networks)

영상 처리에서의 컨볼루션 영상

- 컨볼루션 연산: 필터링 연산. 이미지로부터 어떤 특징값을 얻을 때.
- 커널(kernel), 필터(filter), 마스크(mask) : 가중치를 갖는 2차원 배열 (3x3, 5x5, 7x7, …)
- 커널은 입력영상에서 각 화소를 중심으로 덮어 씌어진다. 커널 아래에 있는 화소들은 각각 해당되는 마스크의 값들과 곱해져서 더해진다. 계산값은 출력영상의 동일한 위치에 저장된다. 현 화소 처리가 끝나면 마스크는 한 칸 이동한다.

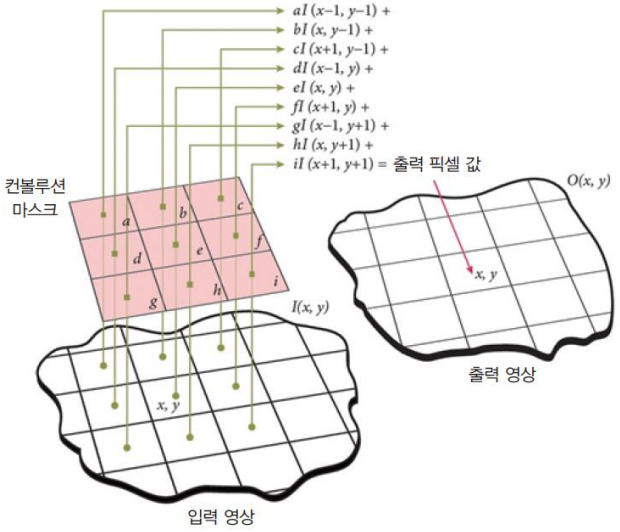
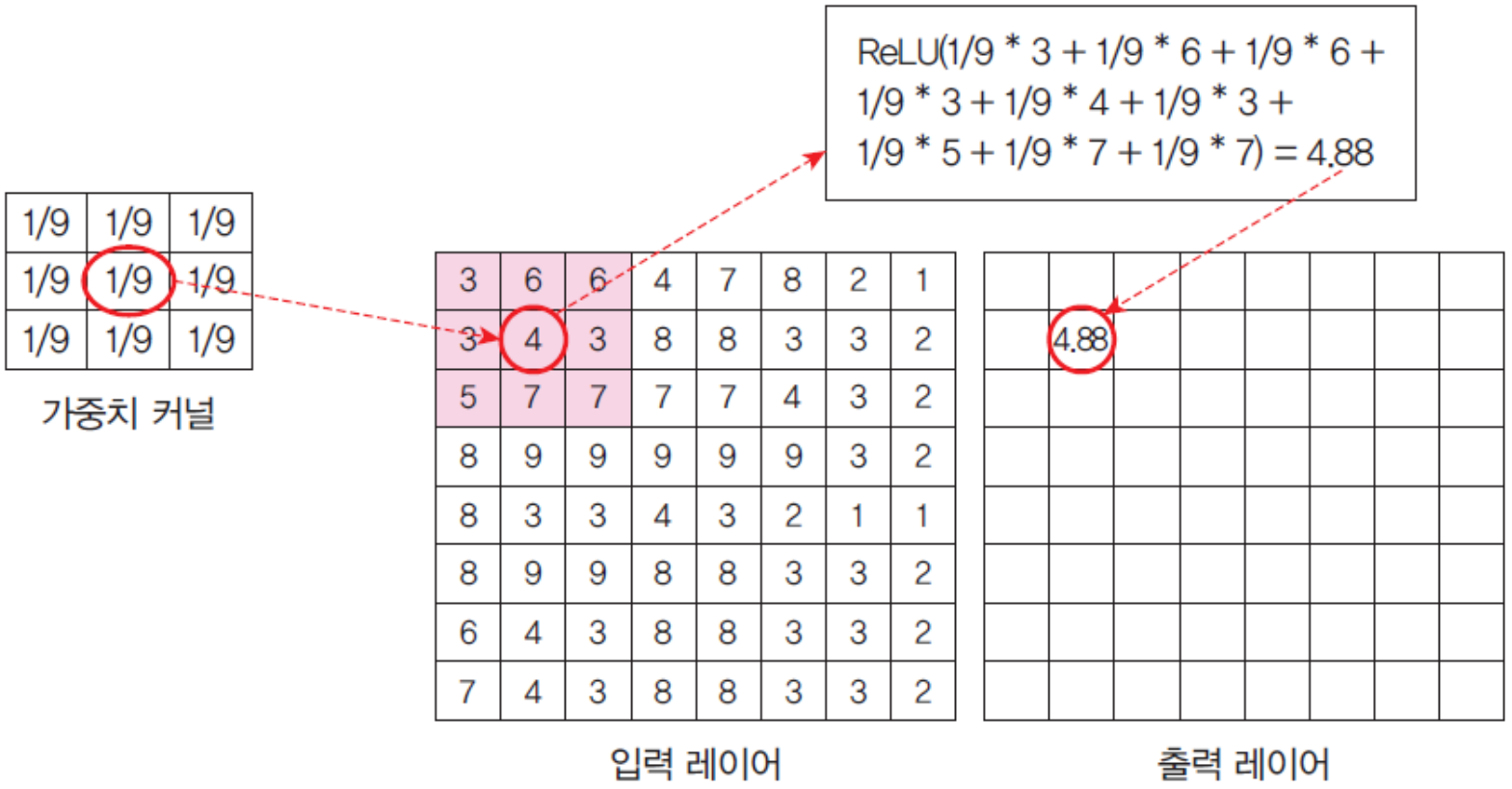
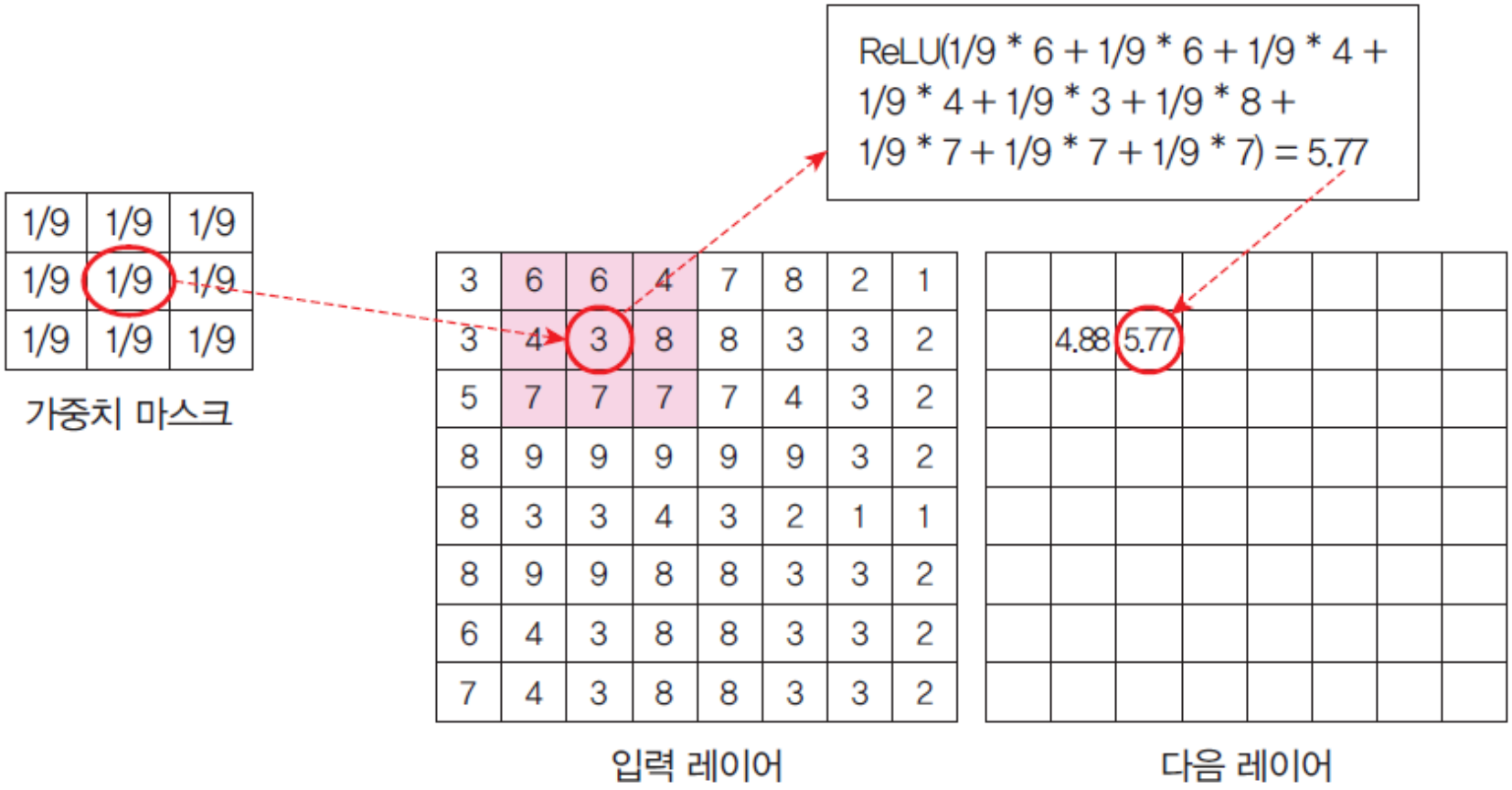


그림 9–6 영상 처리에서 컨벌루션 연산

영상 처리에서의 컨볼루션 영상



영상 처리에서의 컨볼루션 영상



영상 처리에서의 컨벌루션 연산

- 라플라시안 필터(가운데만 8이고 나머지는 -1)를 영상에 적용하면 영상에서 에지(edge)를 찾을 수 있다.
- 컨벌루션 연산을 하면 영상에서 어떤 특징을 뽑아낼 수 있기 때문에 컨벌루션를 수행한 결과는 특징맵(feature map)이라고 불린다

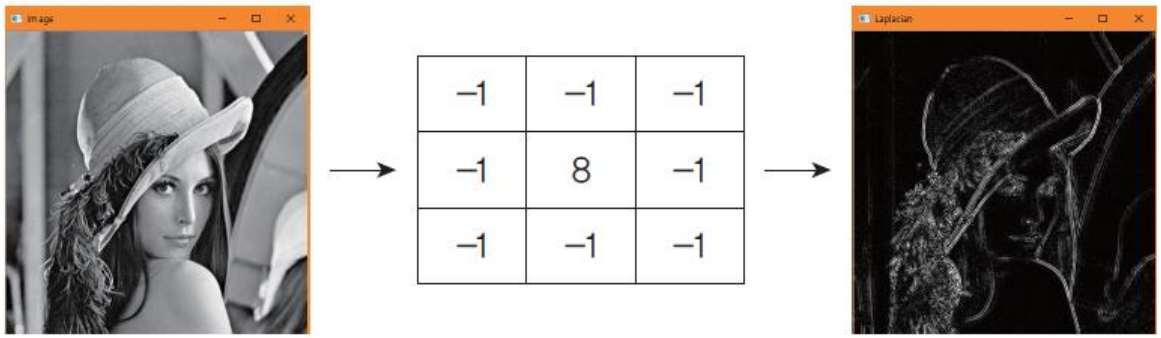


그림 9-9 영상 처리에서의 컨벌루션 연산

영상 처리에서의 컨벌루션 연산

- 컨벌루션 신경망에서는 필터의 가중치가 미리 결정되는 것이 아니다. 백지 상태에서 출발하여 샘플을 이용한 훈련(학습)과정을 통해 필터의 가중치를 구해야 한다.

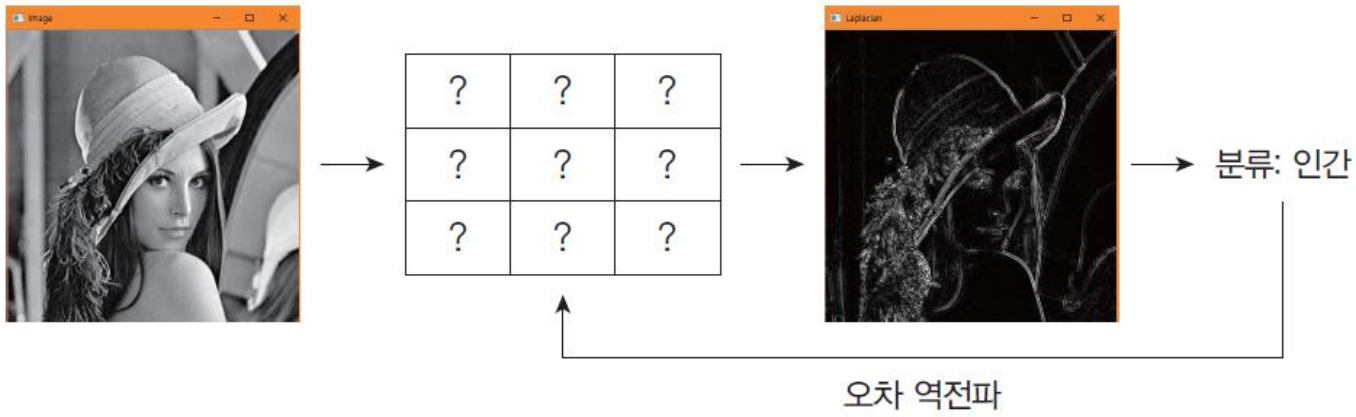
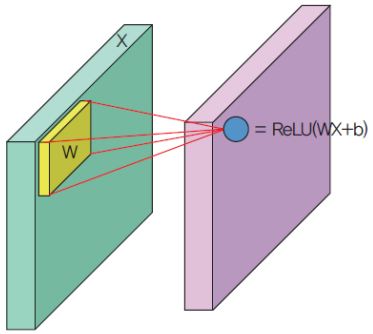


그림 9-10 컨벌루션 신경망에서는 커널의 가중치들이 학습된다.

컨벌루션 신경망에서의 컨벌루션 연산

- 앞 레이어의 값 X는 각 커널 W와 곱해져서 더해져서 WX+b가 되고 ReLU()와 같은 활성화 함수를 통과해서 다음 레이어에 저장



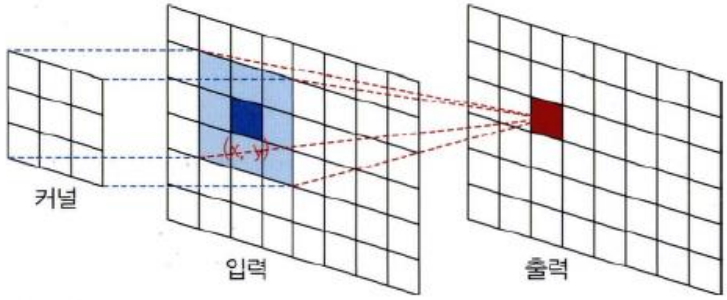


그림 9-11 신경망에서의 컨벌루션 연산

- 가중치 필터는 한 칸씩 이동하여 동일한 연산을 되풀이 한다.

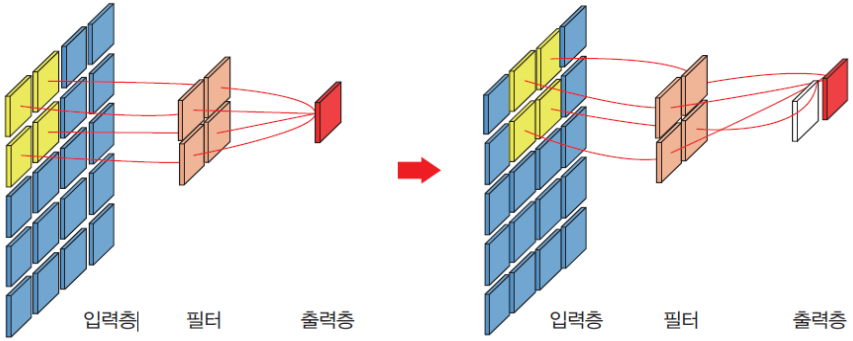
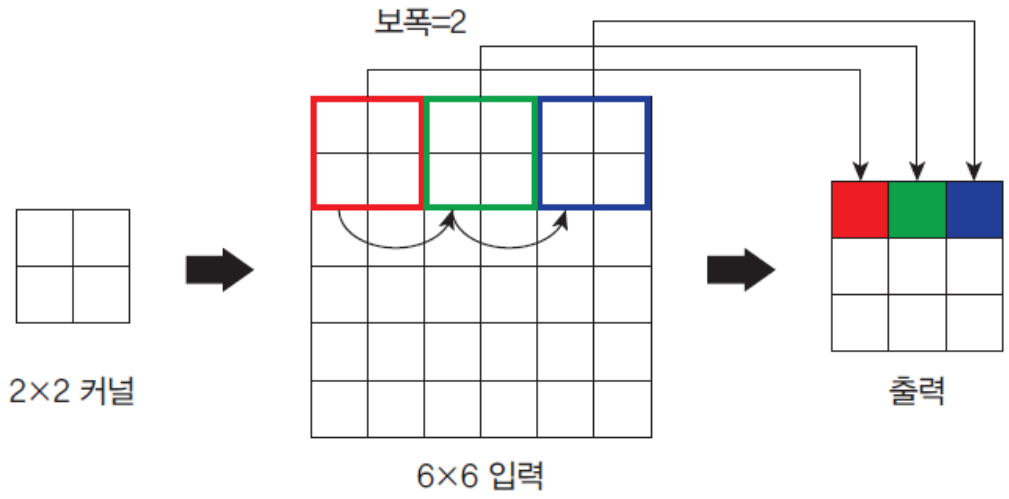


그림 9-12 컨벌루션 연산

보폭(stride)

- 커널을 적용하는 거리. 보폭=1이면 1픽셀씩 이동하면서 커널을 적용
- 출력크기 = $\frac{\text{입력크기} - \text{커널크기}}{\text{보폭}} + 1$



패딩(padding)

- 이미지의 가장자리를 처리하기 위한 기법

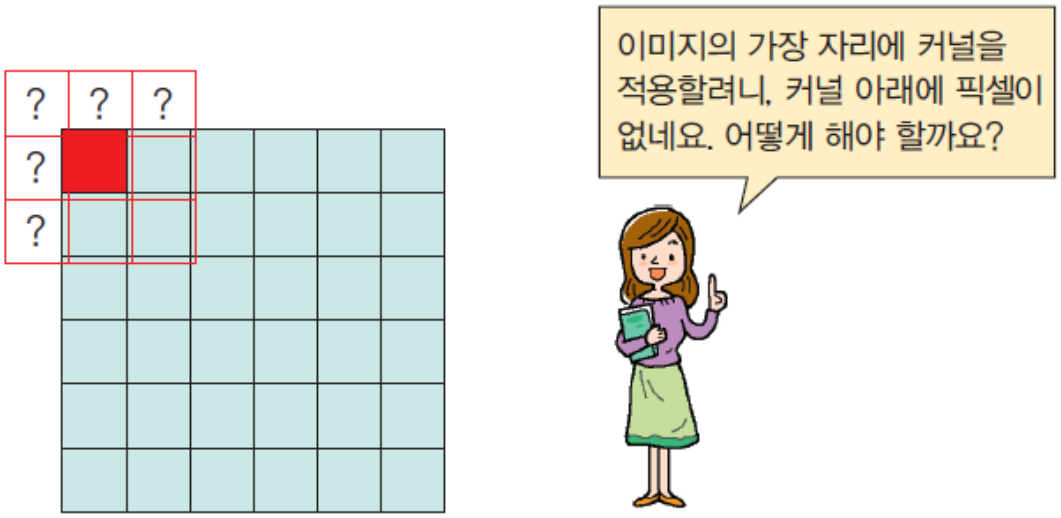
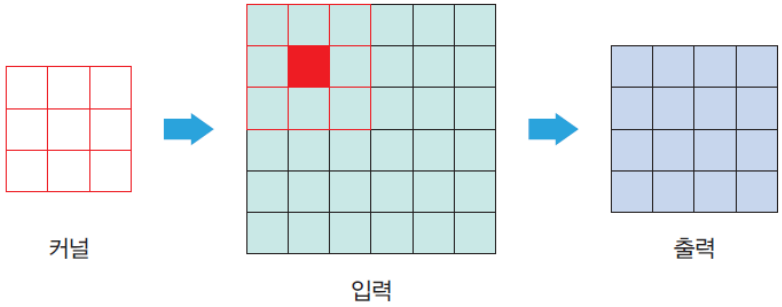


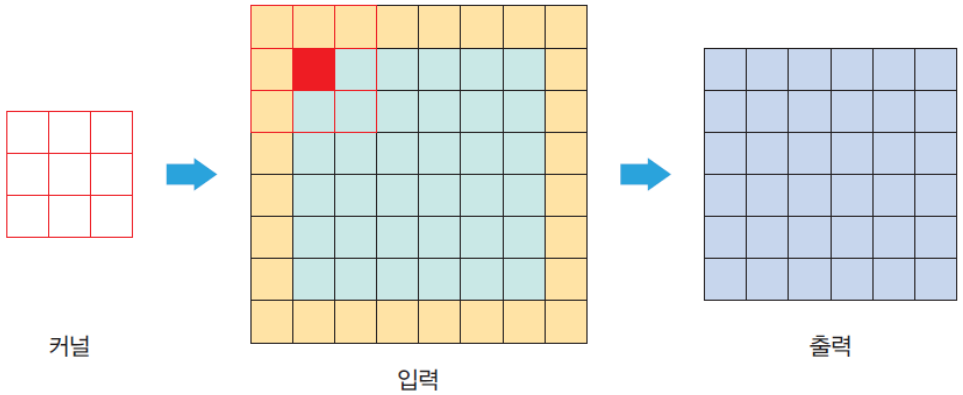
그림 9-13 패딩이 필요한 이유

2가지 패딩 방법

- valid : 커널을 입력 이미지 안에서만 움직인다. 컨벌루션 후에 출력은 작아진다.



- same : 입력 이미지의 주변을 특정값(예를 들면 0, 또는 이웃 픽셀값)으로 채우는 것. 컨벌루션 후에 입력과 출력의 크기는 같아진다.



커널의 개수

- 하나의 커널은 하나의 특징만 추출한다.
- 입력 영상이 하나의 특징만 갖는 경우는 없기 때문에 여러 개의 커널을 동시에 학습하는 경우가 일반적

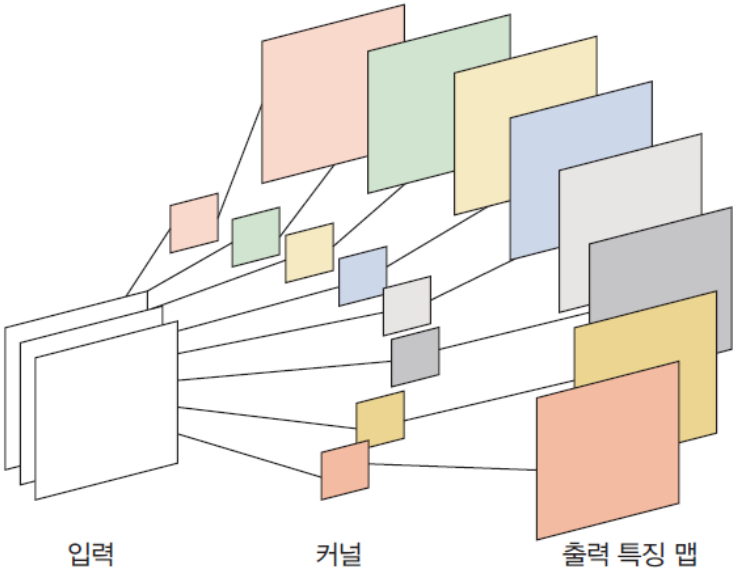
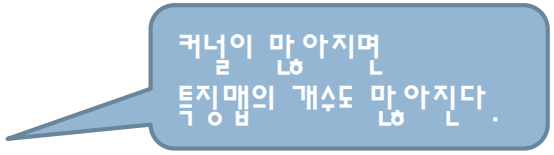


그림 9-14 필터가 여러 개일 때의 컨벌루션 레이어



필터가 여러 개일 때의 컨벌루션 레이어

예.

입력= 컬러영상. 6x6. (R, G, B) 채널. 커널 1개= 3x3. (R,G,B) 채널.
valid 패딩이면 출력 = 4x4. -> 커널이 2개이면 전체 출력은 4x4x2

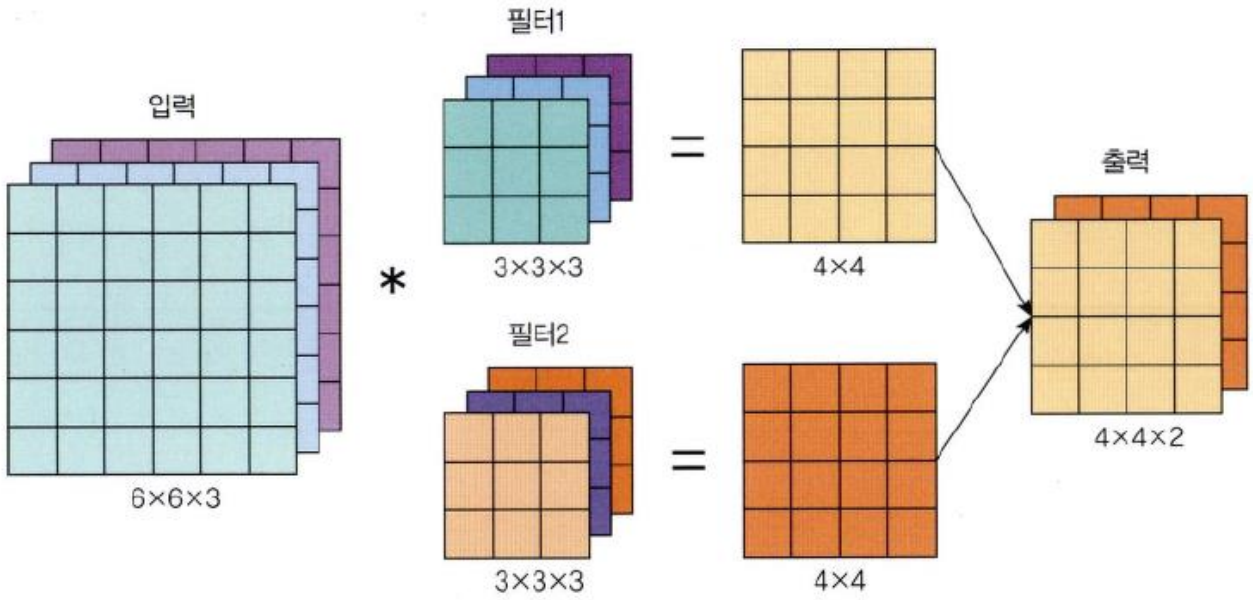


그림 9-15 여러 개의 커널을 적용하는 컨벌루션 레이어의 예

풀링(서브 샘플링)

- 입력 데이터의 크기를 줄이는 것(서브 샘플링)

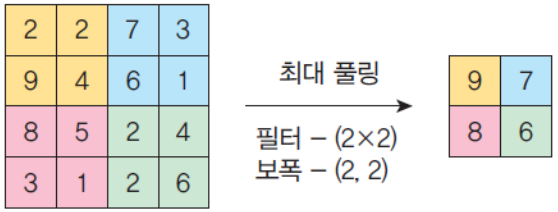


그림 9–17 폴링 레이어

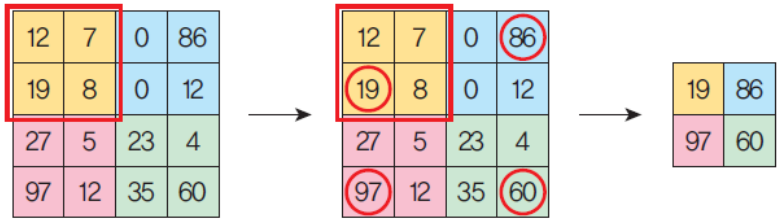


그림 9–18 폴링 연산

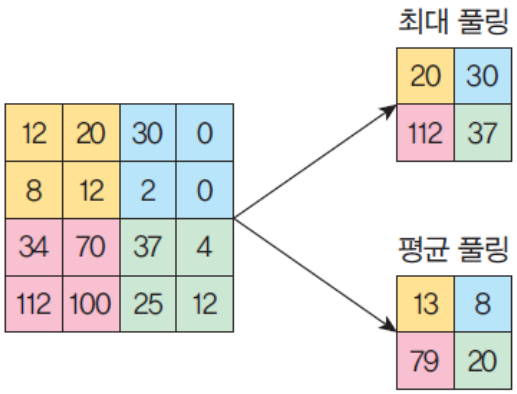
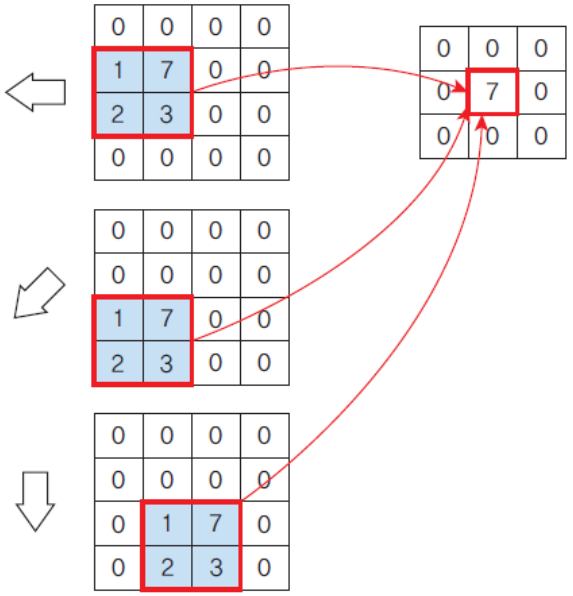


그림 9–19 폴링의 종류

풀링의 장점

- 레이어의 크기가 작아지므로 계산이 빨라진다.
- 공간에서 물체의 이동이 있어도 결과는 변하지 않는다. 즉 물체의 공간이동에 대하여 둔감해지게 된다.

그림 9-20 평행이동된 영상



컨벌루션 신경망을 해석해보자

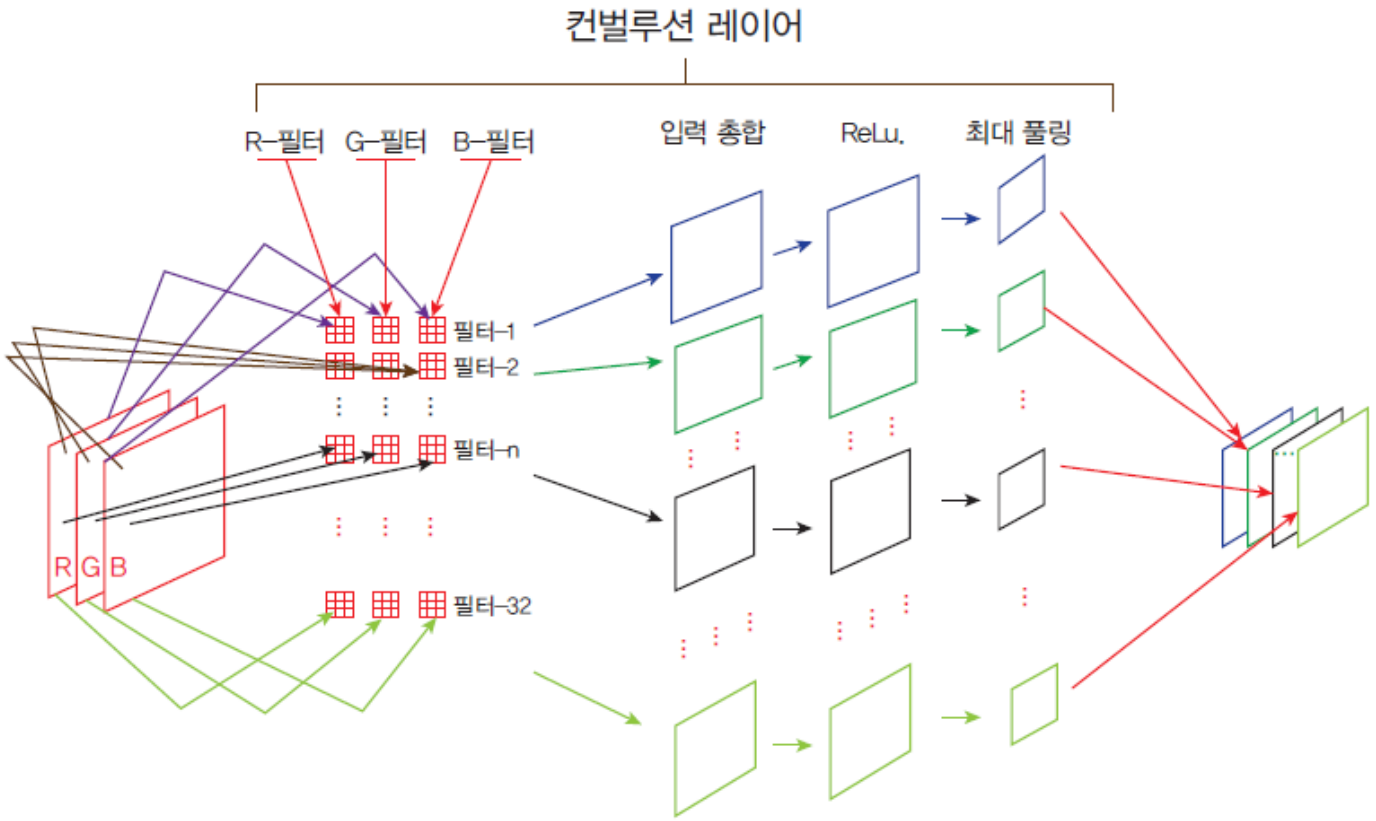
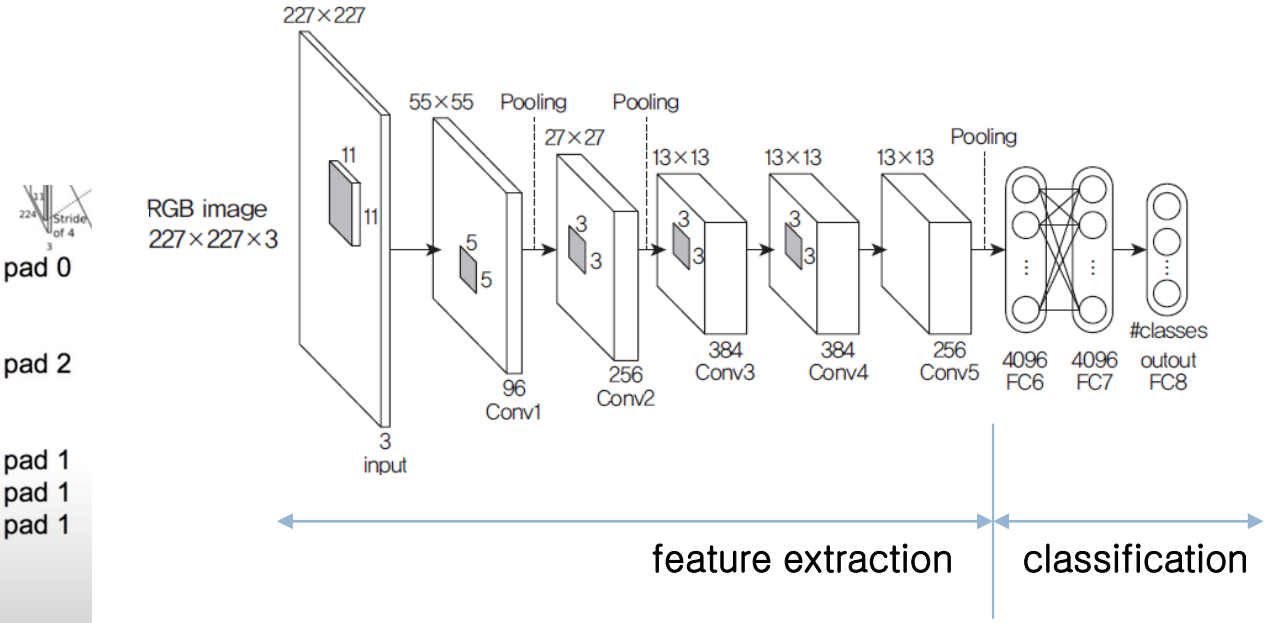


그림 9-21 컨벌루션 레이어의 분석

AlexNet 신경망의 해석

- 2012년도에 경이적인 영상 인식률 달성
- 입력 데이터: 깊이 3, 크기 227x227
- 8개의 레이어(5개의 컨볼루션 레이어, 3개의 완전연결 레이어)

Full (simplified) AlexNet architecture:
[227x227x3] INPUT
[55x55x96] CONV1: 96 11x11 filters at stride 4, pad 0
[27x27x96] MAX POOL1: 3x3 filters at stride 2
[27x27x96] NORM1: Normalization layer
[27x27x256] CONV2: 256 5x5 filters at stride 1, pad 2
[13x13x256] MAX POOL2: 3x3 filters at stride 2
[13x13x256] NORM2: Normalization layer
[13x13x384] CONV3: 384 3x3 filters at stride 1, pad 1
[13x13x384] CONV4: 384 3x3 filters at stride 1, pad 1
[13x13x256] CONV5: 256 3x3 filters at stride 1, pad 1
[6x6x256] MAX POOL3: 3x3 filters at stride 2
[4096] FC6: 4096 neurons
[4096] FC7: 4096 neurons
[1000] FC8: 1000 neurons (class scores)



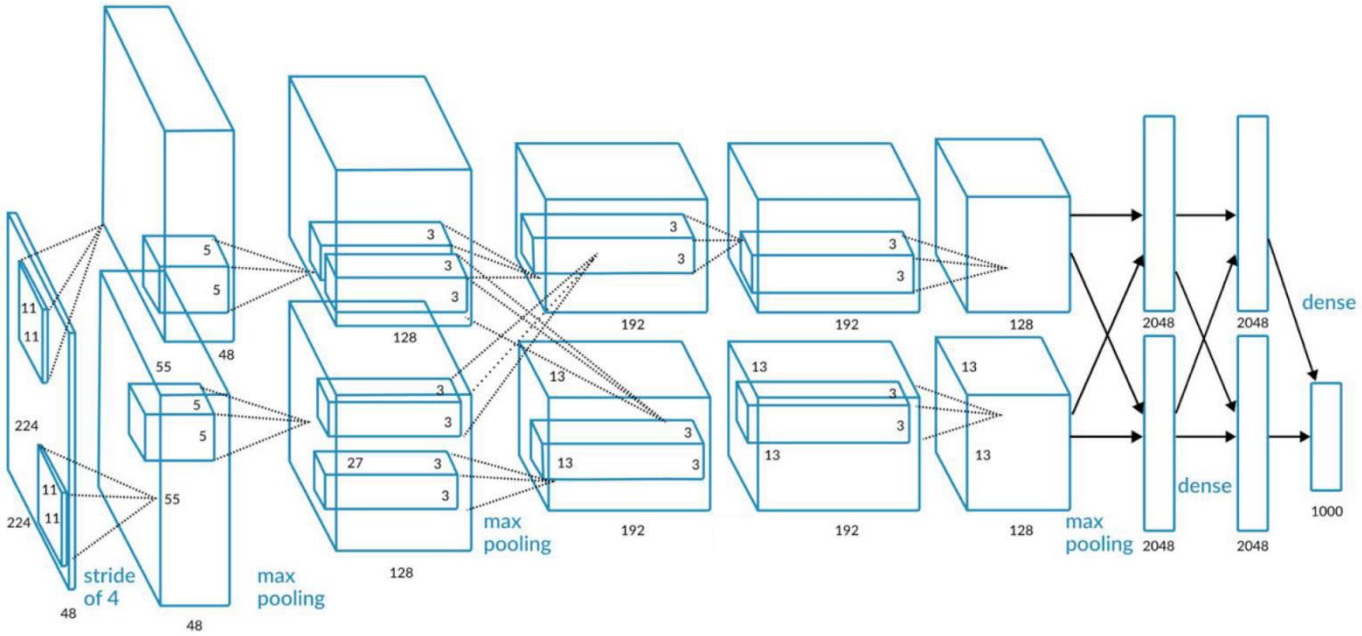
참고. CNN 발전

- AlexNet, GoogLeNet, ResNet, InceptionNet …

https://transcranial.github.io/keras-js/#/

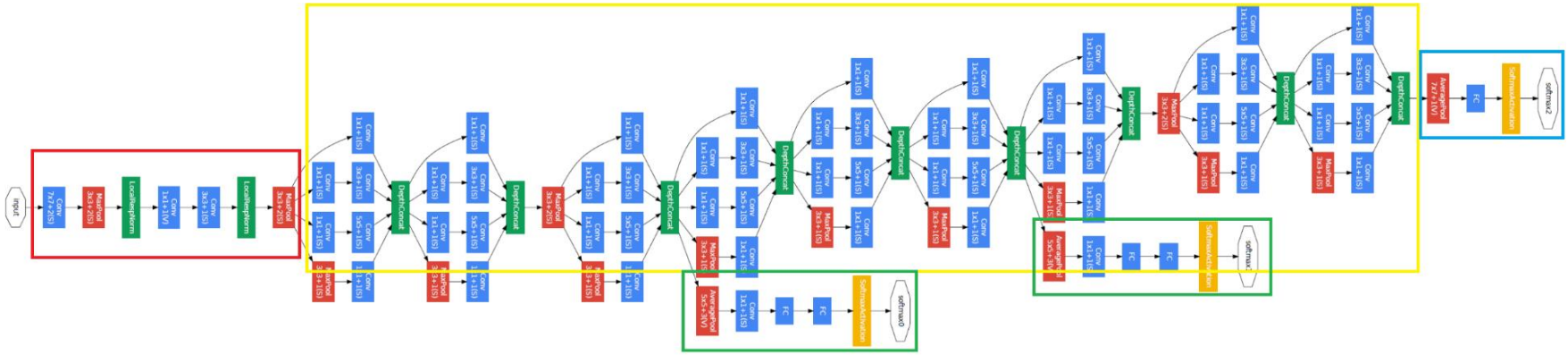
AlexNet

- ImageNet Challenge에서 사실상 최초로 만든 Deep Neural Network 모델
- 2012년, 8 layers, 오류율 16.4%
- 2개의 cpu로 병렬연산 구조



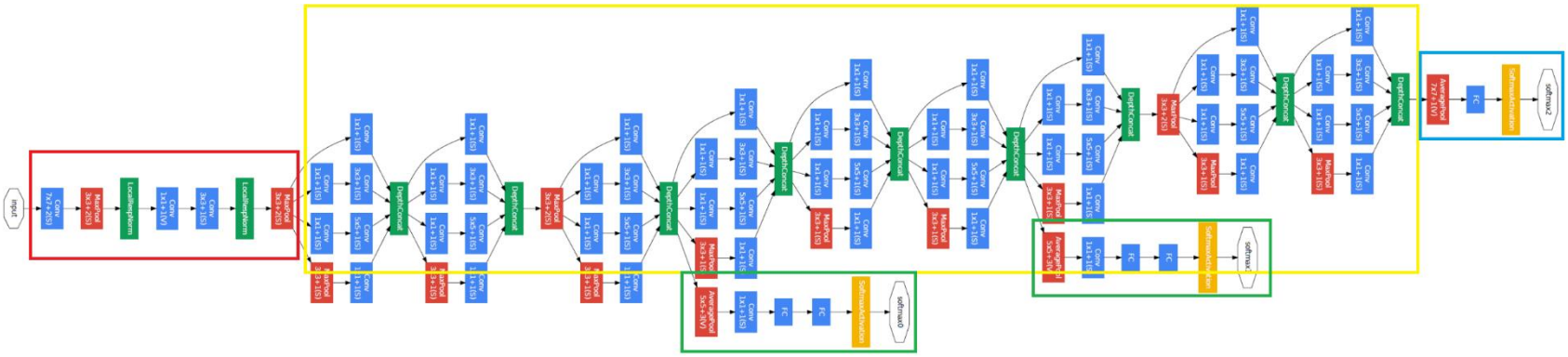
GoogLeNet

- InceptionNet 으로도 부른다. 모델이 점점 더 깊어진다는 뜻에서 inception module이라는 것을 사용
- Google에서 만들었으며 한 layer에서 여러 크기의 Convolution filter 를 사용하여 성능을 높였다.
- 2014년, 19 layers, 오류율 6.7%.



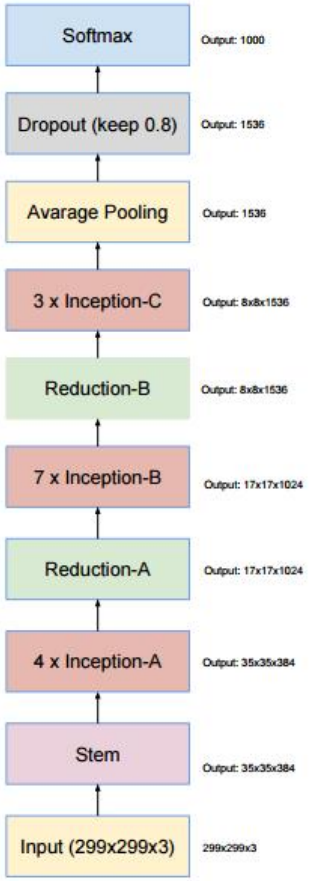
ResNet

- Microsoft에서 개발한 모델
- 2015년, 152 layers, 오류율 3.6%, 최초로 사람의 분류 성능을 뛰어넘은 모델로 평가
- 매우 깊은 모델(152층)이며, 이 이후부터는 매우 깊고 큰 모델을 사용하게 된다



InceptionNet v2,3, v4

- GoogleNet(Inception)을 개량한 버전으로 ResNet보다 더 높은 성능을 보여준다.
- 2017년



케라스로 컨벌루션 신경망 구현하기

	클래스 이름	설명
컨벌루션 레이어	Conv1D, Conv2D, Conv3D, SeparableConv1D, SeparableConv2D, DepthwiseConv2D,Conv2DTranspose, Conv3DTranspose	컨벌루션 연산을 구현하는 레이어이다.
풀링 레이어	MaxPooling1D, MaxPooling2D AveragePooling1D, AveragePooling2D GlobalMaxPooling1D, GlobalMaxPooling2D GlobalAveragePooling1D, GlobalAveragePooling2D	몇 개의 값을 하나로 합치는 레이어이다.

컨벌루션 레이어

- tf.keras.layers.Conv2D(filters, kernel_size, strides=(1, 1), activation=None, input_shape, padding='valid')

  - filters: 필터의 개수
  - kernel_size: 필터의 크기
  - strides: 보폭. 디폴트 = 1
  - activation: 유닛의 활성화 함수
  - input_shape: 입력 배열의 형상(배치크기 x 이미지높이 x 이미지너비 x 채널수)
  - Padding: 패딩 방법. 디폴트="valid"

컨벌루션 레이어

```
# 디폴트 사용(padding=valid, strides=1)
shape = (4, 28, 28, 3)

x = tf.random.normal(shape)
y = tf.keras.layers.Conv2D(2, 3, activation='relu', input_shape=shape[1:])(x)
print(y.shape)
```

$$\frac{28 - 3}{1} + 1 = 26$$

(4, 26, 26, 2)

```
# padding="same" 사용

input_shape = (4, 28, 28, 3)
x = tf.random.normal(input_shape)
y = tf.keras.layers.Conv2D(2, 3, activation='relu', padding="same",
                           input_shape=input_shape[1:])(x)
print(y.shape)
```

$$\frac{30 - 3}{1} + 1 = 28$$

(4, 28, 28, 2)

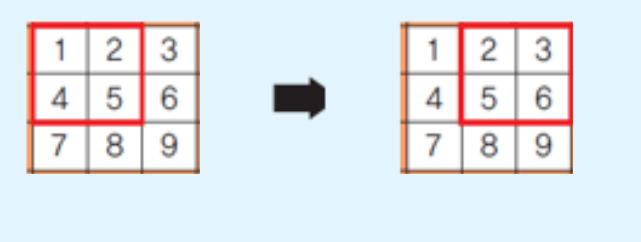
풀링 레이어

- tf.keras.layers.MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), strides=None, padding="valid")

  - pool_size: 풀링 윈도우의 크기, 정수 또는 2개 정수의 튜플이다. (2, 2) 라면 2x2 풀링 윈도우에서 최대값을 추출한다.
  - strides: 보폭, 각 풀링 단계에 대해 풀링 윈도우가 이동하는 거리를 지정한다.
  - padding: "valid"나 "same" 중의 하나이다. "valid"는 패딩이 없음을 의미한다. "same"은 출력이 입력과 동일한 높이 / 너비 치수를 갖도록 입력의 왼쪽 / 오른쪽 또는 위 / 아래에 균일하게 패딩한다.

풀링 레이어

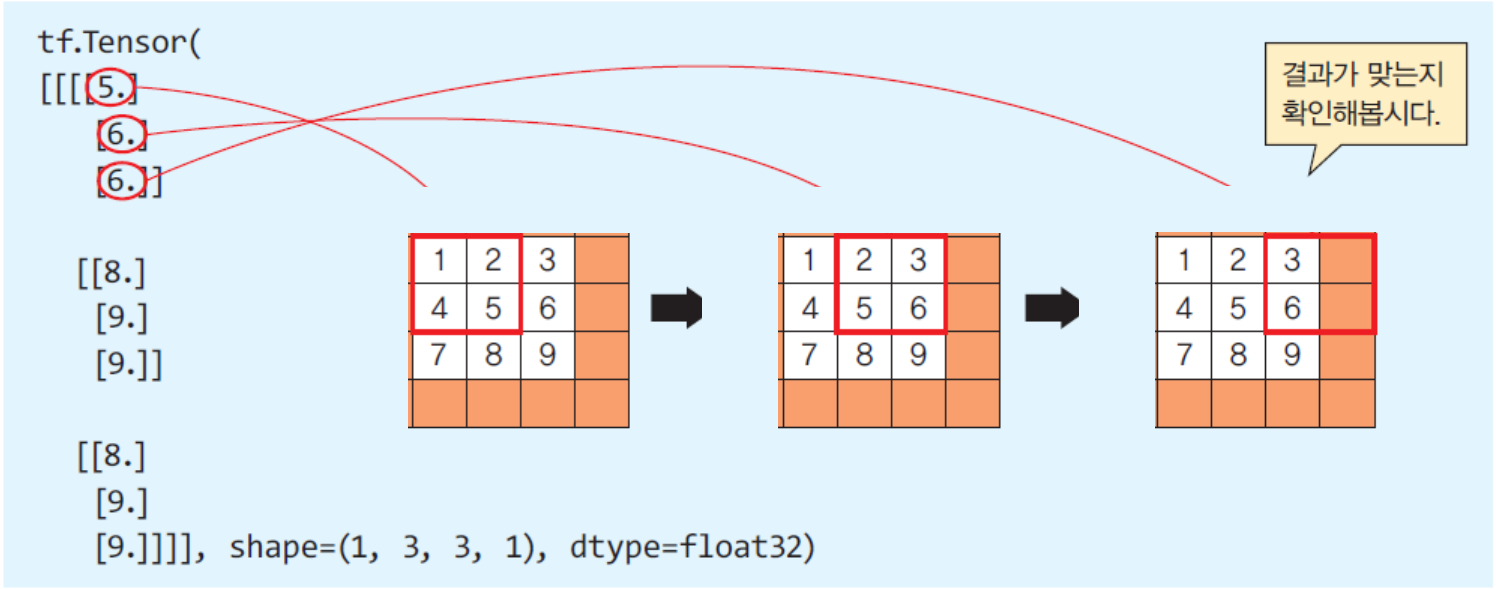
```
# padding='valid'로 풀링

x = tf.constant([[1., 2., 3.], [4., 5., 6.], [7., 8., 9.]])
x = tf.reshape(x, [1, 3, 3, 1])
max_pool_ 2d = tf.keras.layers.MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), strides=(1, 1),
                        padding='valid')
print(max_pool_2d(x))
```




```
[[[[5.]
   [6.]]
  [[8.]
   [9.]]]],
shape=(1, 2, 2, 1),
dtype=float32)
```

풀링 레이어

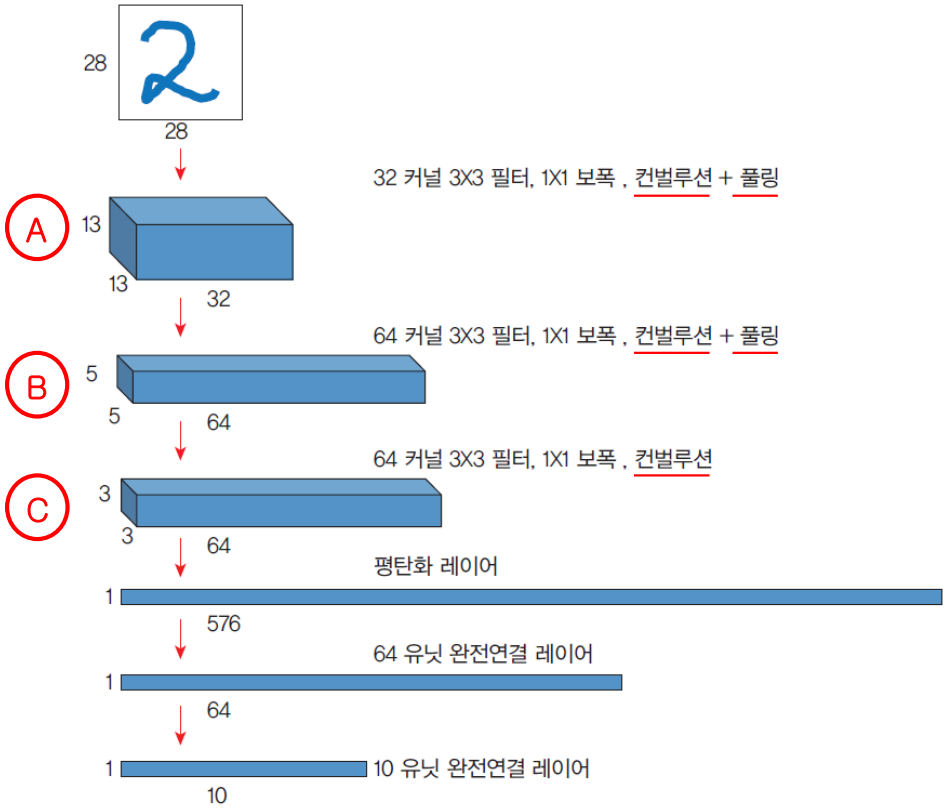
```
# padding='same'로 풀링

x = tf.constant([[1., 2., 3.], [4., 5., 6.], [7., 8., 9.]])
x = tf.reshape(x, [1, 3, 3, 1])
max_pool_ 2d = tf.keras.layers.MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), strides=(1, 1),
                        padding=same')
print(max_pool_2d(x))
```



예제: MNIST 필기체 숫자 인식

```
A  model.add(layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(28, 28, 1)))
   model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2), strides=(2,2)))

B  model.add(layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
   model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))   # strides 생략하면 pool size와 같은 값이 된다.

C  model.add(layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))

   model.add(layers.Flatten())
   model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
   model.add(layers.Dense(10, activation='softmax'))
```

```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 conv2d (Conv2D)             (None, 26, 26, 32)        320

 max_pooling2d (MaxPooling2  (None, 13, 13, 32)        0
 D)

 conv2d_1 (Conv2D)           (None, 11, 11, 64)        18496

 max_pooling2d_1 (MaxPoolin  (None, 5, 5, 64)          0
 g2D)

 conv2d_2 (Conv2D)           (None, 3, 3, 64)          36928

 flatten (Flatten)           (None, 576)               0

 dense (Dense)               (None, 64)                36928

 dense_1 (Dense)             (None, 10)                650

=================================================================
Total params: 93322 (364.54 KB)
Trainable params: 93322 (364.54 KB)
```



추천 사이트

http://taewan.kim/post/cnn/ CNN, Convolutional Neural Network 요약