

# 머신러닝 스터디 7th week

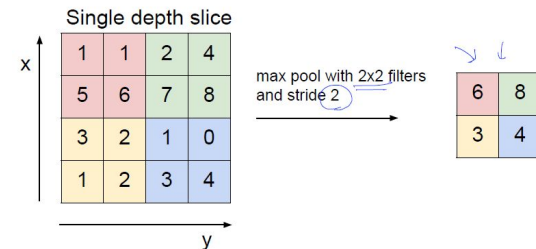
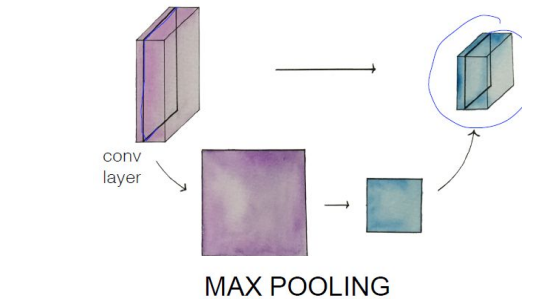
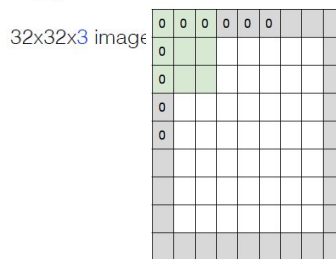
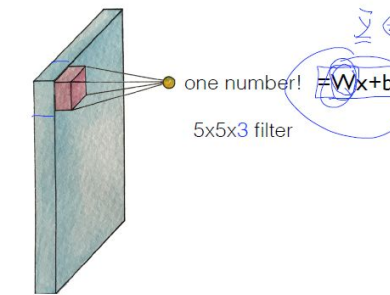
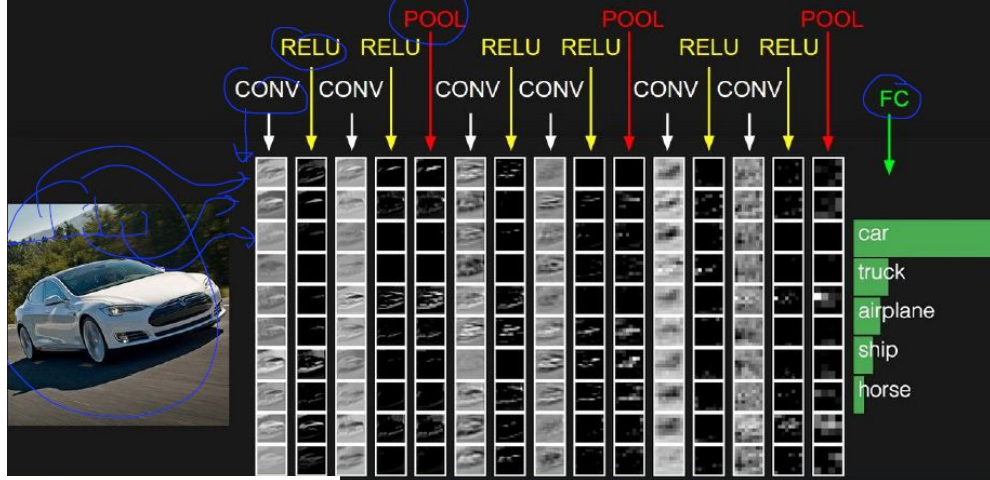
## 보조 자료

20180309 김성현

# summary

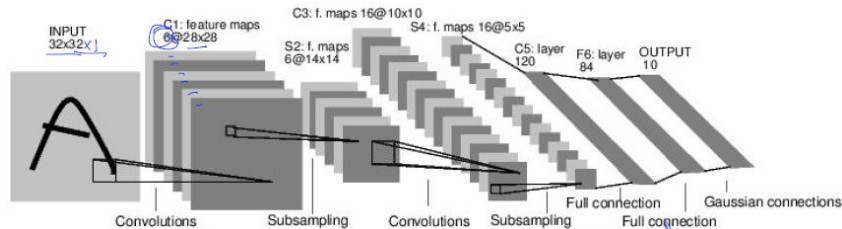
- ch.11-1,2 CNN introduction

- stride
  - 필터 이동 간격
- padding
  - 컨볼루션 결과 특징크기를 작아지지 않고 입력 과 같은 크기로 유지하려고 사용
- pooling
  - sampling
- fully connected layer
  - 모든 뉴런이 연결된 **layer**
  - 뉴럴넷 마지막 단계에서는 **fc**로 구성함

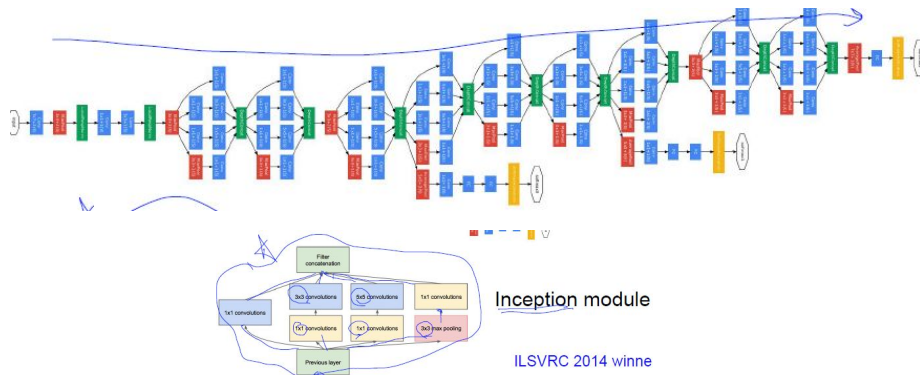


# summary

- ch.11-3 CNN case study



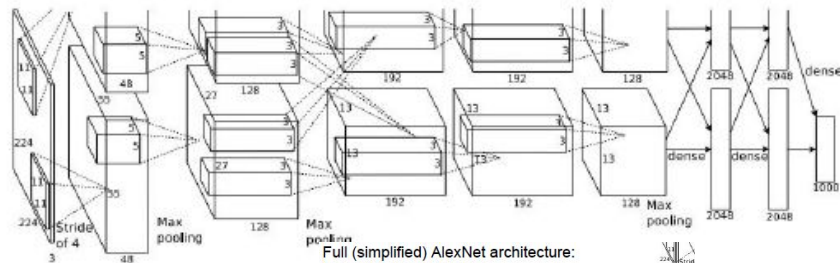
LeNet-5 [LeCun, 1998]



Inception module

ILSVRC 2014 winne

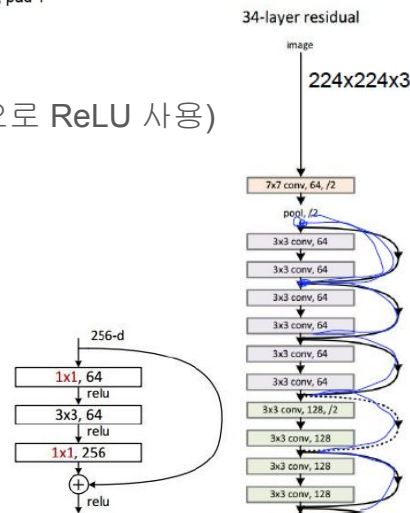
GoogLeNet [Szegedy, 2014] [https://norman3.github.io/papers/docs/google\\_inception.html](https://norman3.github.io/papers/docs/google_inception.html)



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)

AlexNet [Krizhevsky, 2012] (처음으로 ReLU 사용)



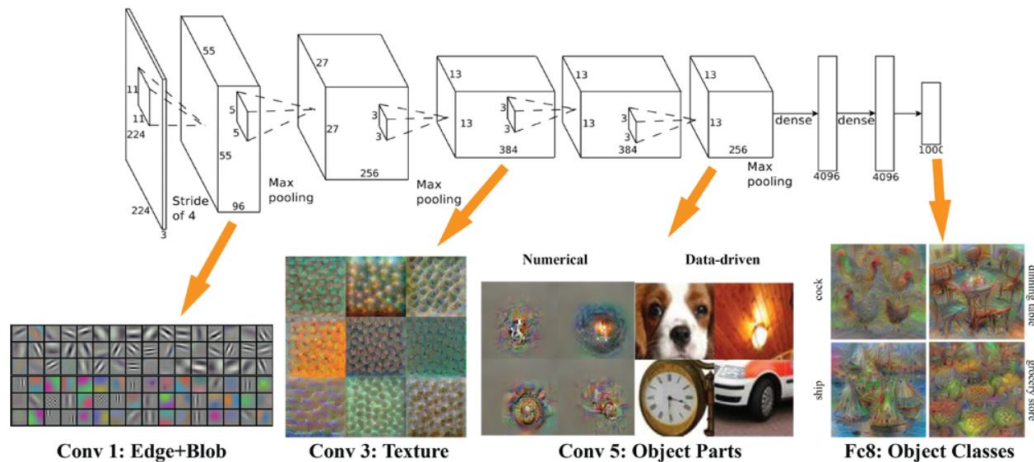
ResNet [He, 2015]

# CNN 보충

- 완전연결 계층의 문제점
  - 데이터의 형상이 무시됨
  - 이미지는 공간적 정보가 담겨 있음
    - 가까운 픽셀값은 비슷하거나, **RGB** 각 채널을 서로 밀접한 관련이 있다거나...
    - 거리가 먼 픽셀끼리는 별 연관이 없는 등의 형상속에서 의미를 갖는 패턴이 있을 수 있음
  - CNN은 이미지의 형상을 유지해 줌
- 풀링 계층의 특징
  - 학습해야 할 매개변수가 없다.
  - 채널수가 변하지 않는다.
  - 입력의 변화에 영향을 적게 받는다.

# CNN 보충

- 층 깊이에 따른 추출 정보
  - 계층이 깊어질 수록 추출되는 정보는 더 추상화된다.
  - 처음 층은 단순한 에지에 반응
  - 다음 층은 텍스처에 반응
  - 층이 깊어지면서 뉴런이 반응하는 대상이 단순한 모양에서 ‘고급’정보로 변화해 간다.
  - 다시 말하면 사물의 ‘의미’를 이해하도록 변화하는 것이다.

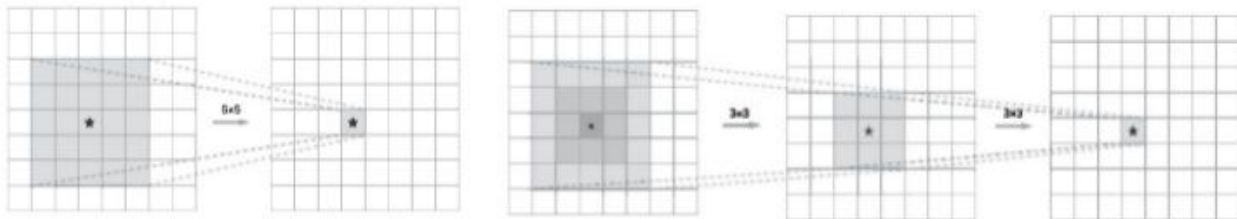


# 딥러닝

- 층을 깊게 할 때의 이점

- 신경망의 매개변수 수가 줄어든다.

- 즉, 층을 깊게 한 신경망은 깊지 않은 경우보다 적은 매개변수로 같은 수준의 표현력을 달성 가능



- 학습의 효율성이 높아진다.

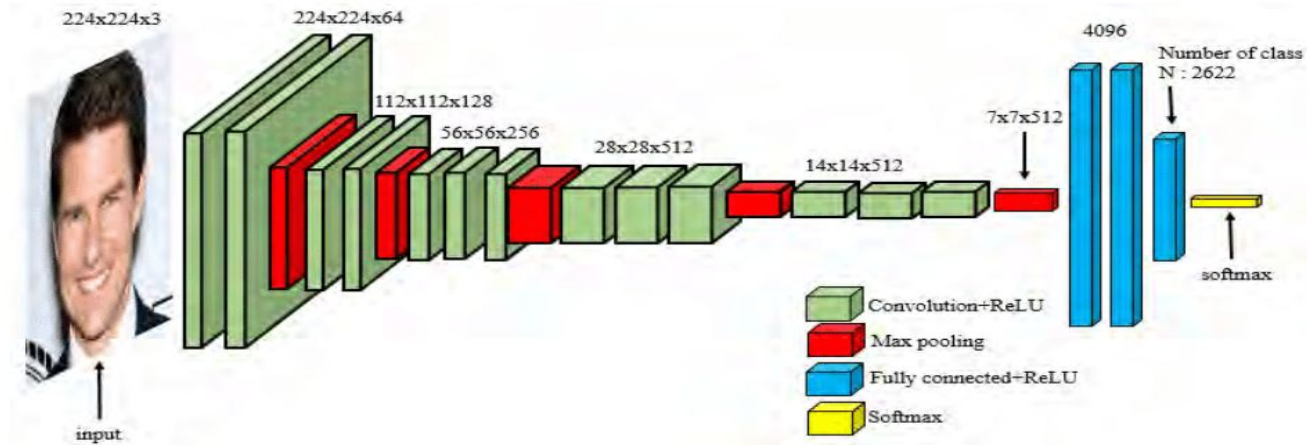
- 학습 데이터의 양을 줄여 학습을 고속으로 수행할 수 있다.

- 정보를 계층적으로 전달할 수 있다.

- 각 층이 학습해야 할 문제를 풀기 쉬운 단순한 문제로 분해할 수 있어 효율적인 학습가능

# VGG

- 3x3 작은 필터를 사용
- 2014년 이미지넷 대회 2위
- 구성이 간단하여 응용이 쉽기 때문에 많은 기술자들이 즐겨 사용
- <https://github.com/machrisaa/tensorflow-vgg>



# 알려진 CNN 활용방안

- 이미지넷이 제공하는 거대한 데이터셋으로 학습한 가중치 값들은 실제 제품에 활용해도 효과적이다. 많이들 그렇게 이용하고 있다.
- 전이학습 (transfer learning)
  - 구성이 같은 신경망 준비
  - 미리 학습된 가중치를 초깃값으로 설정
  - 새로운 데이터셋을 대상으로 재학습