Sigmoid : 2진 분류 => 0과 1사이의 값
Softmax : 다중 분류

DNN
-특정 데이터(도메인) 에서 학습된 구조를 다른 데이터(도메인)에서도 사용할 수 있음
=>전이학습

-문제점
1) Gradient가 소실되지 않는 Activation function을 사용해야 한다
=>즉, Squashing 특성이 없는 activation function인 Relu 를 사용한다
-Relu 는 음수이면 0 이고 음수가 아니면 0이 아닌값이다 (max(0, x))
-이 Relu를 변형한 activation function 은 ELU, Leaky Relu가 있다 (음수에 살짝 값을 준다)

2)
-층(Layer)을 많이 사용하면 과적합(overfitting) 발생
=>(모델 관점)학습 과정에서 일부러 특정 노드들에 연결된 가중치들은 업데이트를 하지 않으면 된다 어떤 노드를 업데이트 시키지 않을 것인가는 무작위로 그때그때 바꿔가며 결정한다

-사용하고 싶은 모델은 파라미터의 수가 엄청 많은데 보유하고 있는 데이터의 수가 너무 적어도 과적합이 발생한다
=>(데이터 관점)현재 보유한 데이터를 증폭한다 즉, Data Augmentation을 하는 것이다

-DNN의 특별한 형태인 CNN이 존재한다

<CNN>
-컬러 이미지는 3차원의 Tensor로 표현된다 (Red, Green, Blue)
ex) Raw image 는 [332, 344, 3] 로 표현되고 Red, Green, Blue는 각각 [332, 344, 1]의 형태이다

-이미지 데이터를 neural network에 학습시키려면 N1 = 400(width) * 700(height) * 3(RGB) = 840,000 개의 input 노드가 생기고 hidden node, weight node 까지 고려하면 엄청나게 많아서 불가능하다

-따라서, 픽셀 하나하나가 변수인데 변수의 수를 줄여야 한다
=>**Feature engineering(selection)** 기법: 도메인 지식, 기계학습(decision tree, PLS 등등), transform 기법을 이용하여 적은수의 feature을 생성해서 이것을 input으로 사용한다

-이미지의 경우 인접 변수(픽셀)간 높은 상관관계를 가진다 =>**Local correlation**
-이미지의 부분적 특성(ex. 눈, 귀)은 고정된 위치에 등장하지 않음 =>**invariant feature**

-위의 두개를 한꺼번에 실현시킬 수 있는 방법이 Convolution 이다

Convolution Neural Network
-이미지 데이터의 특성을 잘 반영할 수 있는 인공신경망 모델
-2D 혹은 3D 구조를 유지하면서 학습
-일반적인 CNN은 Convolution 연산, Activation 연산, Pooling 연산의 반복으로 구성된다

1) Convolution 연산
-변수(variable)은 맨 처음 raw data의 값이고 feature는 variable 들의 combination을 의미한다
-Stride가 커지면 이미지의 특징을 놓칠 가능성이 증가해서 성능이 약화될 가능성이 있으나 feature size가 작다 => 이미지가 굉장히 클 때는 stride가 조금 큰게 좋다

-실질적으로 입력데이터와 합성곱 연산을 할 filter의 값을 back-propagation으로 추정해야 하는 것임
-위의 합성곱 연산의 결과가 담겨져 있는 것을 "Feature map" 이라고 한다

2) Activation 연산 = Relu
-Convolution을 통해 학습된 값들의 비선형 변환

Padding
-가장자리에 있는 픽셀들은 중앙에 위치한 픽셀들에 비해 Convolution 연산이 적게 수행됨
=>원 이미지 테두리에 0의 값을 갖는 픽셀 추가, 사이즈 유지

3) Pooling 연산
-Feature map의 공간적 크기를 줄이자 => 일정 영역의 정보를 축약
-Max Pooling은 이미지 분석에서 주로 사용하고 Average Pooling도 존재한다

-여기까지 하게되면 Pooled Featured map이 촘촘하게 쌓여있다. 이것을 Flattening 과정을 거쳐서 2차원, 3차원의 행렬/텐서 구조를 1차원의 벡터로 변환한다