Activation Function

미래연구소 11기 4주차

0. 배경지식

1) **activation**의 미분계수가 **0**에 가까우면 **= activation**의 접선 기울기가 **0**에 가까우면

-> dW의 감소 **-> gradient descent**가 잘 일어나지 않음 **(**학습이 일어나지 않음**)**

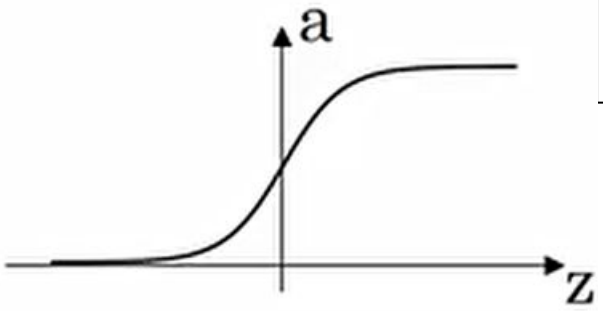
(saturation: weight의 **update**가 잘 일어나지 않는 현상**)**

(vanishing gradient : gradient가 **0**에 가까워지는 **(**소실되는**)** 현상**)**

2) **zero-centering**의 필요성

data가 **zero**에 **centering** 되면 학습이 잘 일어난다**. (C2 WI L11**에서 배울 내용**)**

1. Sigmoid



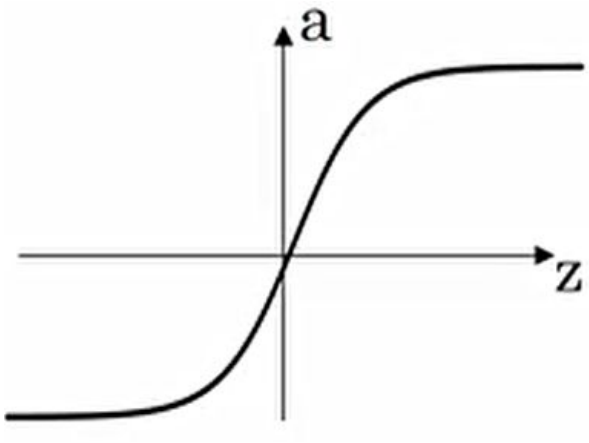
1) $0 \leqq g(z) \leqq 1$ → 장점 1: binary classification의 output layer라는 특수한 상황에 적합

$$g(z) = -\frac{1}{1+e^{-z}}$$

$$g'(z) = a(1-a)$$

2) g'(z)가 0에 가까운 구간이 많다. → 단점 2: gradient descent 속도 저하 ↓

2. tanh (hyperbolic tangent)



1) -1≦g(z)≦1

$$g(z) = -\frac{e^{z} - e^{-z}}{e^{z} + e^{-z}}$$

$$g'(z) = (1 - a^{2}))$$

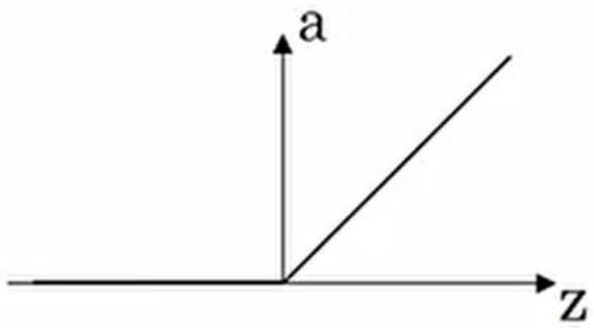
2) g'(z)가 0에 가까운 구간이 많다.

(0 < g'(z) < 1)

장점 1: sigmoid보다는 vanishing gradient 가 덜하다. (g'(z)의 최댓값이 1)

단점 1: gradient descent 속도 저하↓

3. ReLU (Rectified Linear Unit)



$$g(z) = \begin{cases} z & z > 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases}$$

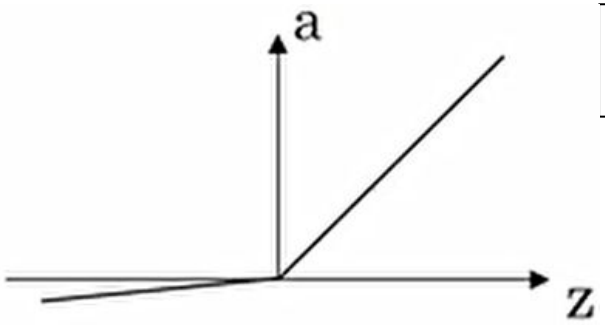
$$g'(z) = \begin{cases} 1 & z > 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases}$$

1) g'(z) = 1인 구간이 절반이다.

장점 1: sigmoid, tanh의 vanishing gradient 문제 해결

단점 1: 그래도 절반이 gradient가 0 (dying ReLU 현상)

4. Leaky ReLU



$$g(z) = \begin{cases} z & z > 0 \\ 0.01z & z < 0 \end{cases}$$

$$g'(z) = \begin{cases} 1 & z > 0 \\ 0.01 & z < 0 \end{cases}$$

1) gradient가 0인 구간이 없다.

장점 1: dying ReLU 현상을 해결
(GAN 과 같은 train이 어려운 경우에 사용)

단점 1: ReLU 보다는 비선형성이 덜하다.

5. output layer의 activation function

	Regression	Binary classification	multi-class classification
output layer의 activation function		sigmoid	softmax

softmax는 C3 W3에 있으나 6주차에 소개할 계획입니다.

6. activation이 non-linear해야 하는 이유

0. 딥러닝은 거대한 합성함수이다.

1. activation이 linear하다.

1) 선형변환이다. = 일차함수이다.
2) 선형변환을 연속하면(일차함수를 계속 합성하면) 일차함수 꼴이 나온다.
3) 딥러닝은 그러면 안 된다. **ex> binary**에게 가장 이상적인 **activation = step function**
4) data를 고차원 공간에 두고 이를 함수로 구분 짓는 일 **->** 구분을 위해 왜곡된 함수가 필요
(하지만 일차함수는 왜곡이 불가능)

2. non-linear activation이 필요한 이유

1) 그림 자료 **->** 다양한 모양의 함수를 만들 수 있다.
2) w, b가 **gradient descent**에 따라 변하면서 최적의 딥러닝 함수를 찾는다.
3) 선형함수를 쓰면 이런 역할 불가능

3. ReLU / Leaky ReLU