# 로지스틱 회귀(logistic regression)

참과 거짓 중에 하나를 내놓는 과정(이진 분류(Binary Classification) 해결할 때) - 로지스틱 회귀의 원리를 거쳐 이루어짐.

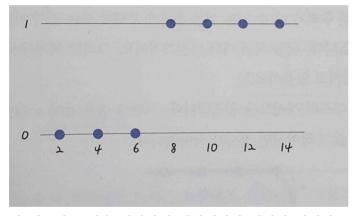
참인지 거짓인지를 구분하는 로지스틱 회귀의 원리를 이용해 '참, 거짓 미니 판단 장치'를 만들어 주어진 입력 값의 특징을 추출한다. 이를 저장해서 '모델(model)'을 만들고 이 모델을 사용하여 예측을 하는데 사용한다. -> 딥러닝의 동작 원리

#### 1. 로지스틱 회귀의 정의

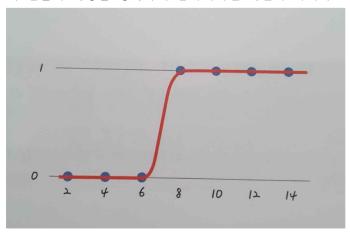
4장과 달리 점수가 아니라 오직 합격과 불합격만 발표되는 시험이 있다고 하자. 공부한 시간에 따른 합격 여부를 조사해 보니 다음 표와 같았다.

공부한 시간	2	4	6	8	10	12	14
합격 여부	불합격	불합격	불합격	합격	합격	합격	합격

합격을 1, 불합격을 0이라 하고, 이를 좌표 평면으로 표현하면 다음과 같다.



이 점들의 특성을 정확하게 담아내려면 직선이 아니라 S자 형태의 선을 그어야 함!!



로지스틱 회귀는 선형 회귀와 마찬가지로 적절한 선을 그려가는 과정이다. 다만 직선이 아니라, 참(1)과 거짓(0) 사이를 구분하는 S자 형태의 선을 그어 주는 작업이다.

## 2. 시그모이드 함수

시그모이드 함수를 이용해 로지스틱 회귀를 풀기

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(ax+b)}}$$

이 식을 통해 우리가 알 수 있는 것은 우리가 구해야 하는 값이 여기서도 결국 ax + b라는 것이다.

#### a는 그래프의 경사도를 결정

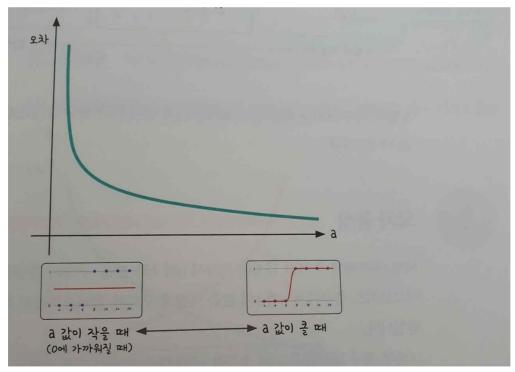
a 값이 커지면 경사가 커짐, a 값이 작아지면 경사가 작아짐

## b는 그래프의 경사도를 결정

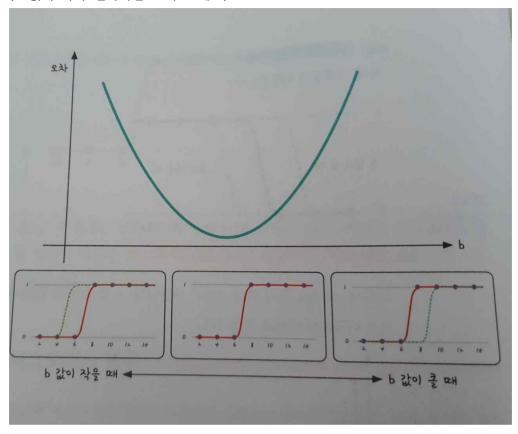
b 값이 커지면 왼쪽으로 이동, b 값이 작아지면 오른쪽으로 이동

a, b의 값에 따라 오차가 변함

# (a 값에 따라 변화하는 오차 그래프)



# (b 값에 따라 변화하는 오차 그래프)

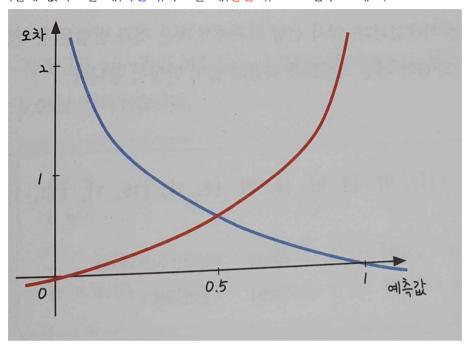


## 3. 오차 공식

주어진 과제는 a와 b의 값을 구하는 것 -> 역시 이 경우에도 경사 하강법 사용!! 예측 값과 실제 값의 차이, 즉 오차를 구하는 공식이 필요!

실제 값이 1일 때 예측 값이 0에 가까워지면 오차가 커짐. 반대로, 실제 값이 0일 때 예측 값이 1에 가까워지는 경우에도 오차는 커짐. -> 로그 함수 형태로 그려짐

(실제 값이 1일 때(파란색)와 0일 때(빨간색) 로그 함수 그래프)



파란색 선 
$$\rightarrow y = -\log h$$

빨간색 선 ->  $y = -\log(1-h)$ 

$$-\{y_{data} \times \log h + (1 - y_{data}) \times \log (1-h)\}$$

실제 값 - y\_data

실제 값이 1이면  $-\log h$  만 남고 실제 값이 0이면  $-\log (1-h)$  만 남는다.

## 5. 코딩으로 확인하는 로지스틱 회귀

(실습코드는 github 참고)

로지스틱 회귀의 오차 함수는 다음과 같음

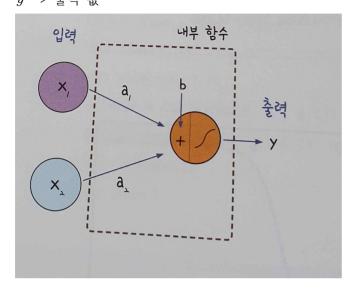
$$-\frac{1}{n}\sum(y\log h + (1-y)\log(1-h))$$

이 식을 a와 b로 편미분 하는 과정은 꽤 복잡한 수학의 영역이므로 스킵 세 개 이상의 선택지 중 하나를 고르는 문제(다중 클래스 분류)에서는 시그모이드 함수가 아 니라 소프트맥스(softmax)라는 함수를 써야 한다.

#### 6. 로지스틱 회귀에서 퍼셉트론으로

$$y = a_1 x_1 + a_2 x_2 + b$$

 $x_1, x_2$  -> 입력 값 y -> 출력 값



 $x_1, x_2$ 가 입력되고, 각각 가중치  $a_1, a_2$ 를 만난다. 여기에 b 값을 더한 후 시그모이드 함수를 거쳐 1 또는 0의 출력 값 y를 출력한다. -> **퍼셉트론(perceptron)** 개념으로 이어짐

참고자료

https://wikidocs.net/22881