둘째마당
예측 모델의 기본 원리

6장 로지스틱 회귀 모델: 참 거짓 판단하기

1 로지스틱 회귀의 정의

2 시그모이드 함수

3 오차 공식

4 로그 함수

5 텐서플로에서 실행하는 로지스틱 회귀 모델

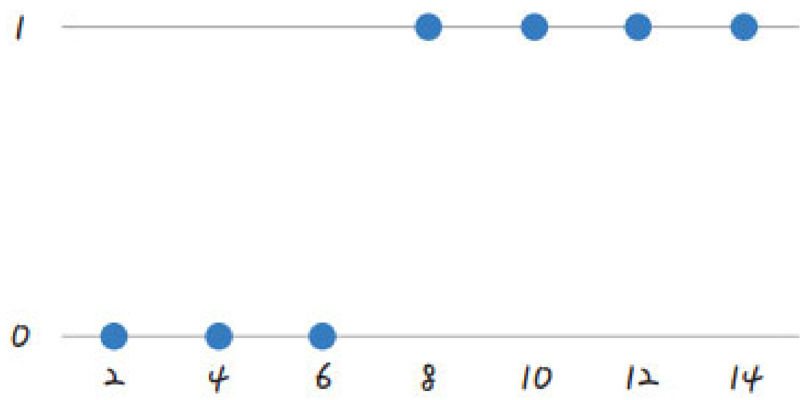
1 로지스틱 회귀의 정의

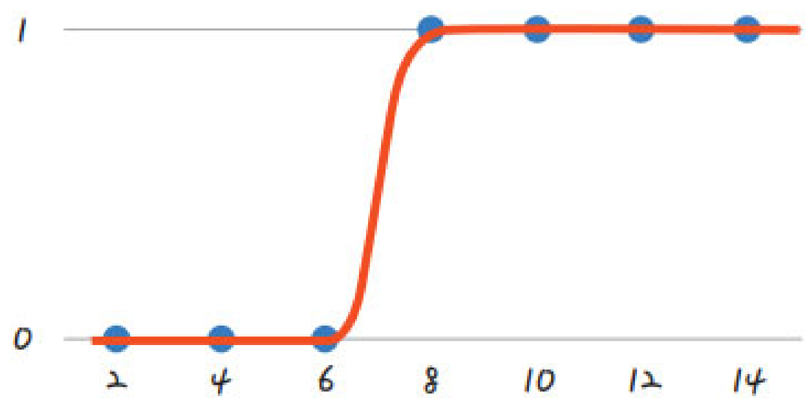
1 로지스틱 회귀의 정의

● 로지스틱 회귀의 정의

▼ 표 6-1 | 공부한 시간에 따른 합격 여부

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





- 합격을 1, 불합격을 0이라고 하고, 이를 좌표 평면에 표현하면
- 이점들의 특성은 직선을 그을 수가 없다는 것다.
- 이 점들은 1과 0 사이의 값이 없으므로 직선으로 그리기가 어려워졌다.
  $y = ax + b \ (a \neq 0)$식을 쓸 수 없다.
- 점들의 특성을 정확하게 담아내려면 직선이 아니라 다음과 같이 S자 형태여야 함

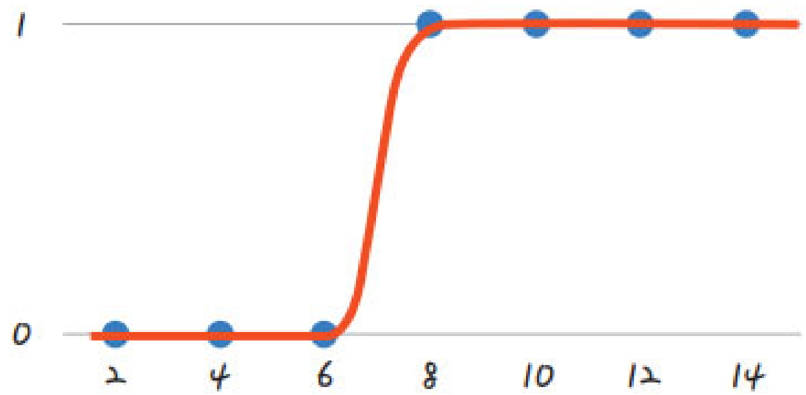
2 시그모이드 함수

2 시그모이드 함수

- **시그모이드 함수**
  - 이러한 S자 형태로 그래프가 그려지는 함수가 있음
  - 시그모이드 함수를 이용해 로지스틱 회귀를 풀어 나가는 공식은 다음과 같음

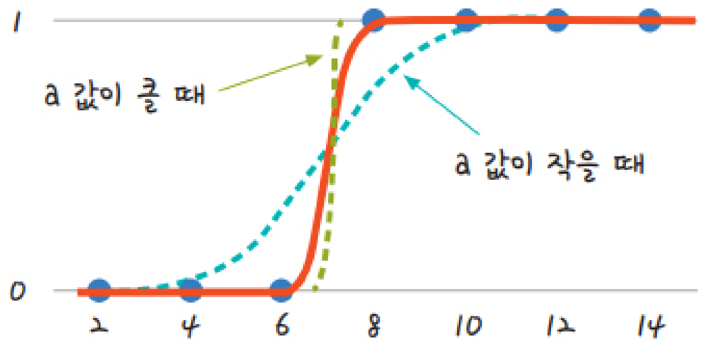
    $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ e = 2.71828...(무리수) : 자연상수
  - 0~1사이의 값을 구할 수 있는 함수이다.
  - e^{-x}에서 x가 0보다 무한히 작은 값을 가지면 결과는 결국 0되고, x값이 0보다 무한히 커지면 0이 되어 y값이 1이 된다.
  - 우리가 구해야 하는 값이 결국 ax + b라는 것이므로 x 대신 ax + b를 대입하면 결국 –(ax +b)가 되어 ax + b를 구할 수 있게 된다.
  - **그래프에서 빨간 선의 수직에 가까운 기울기를 구하게 된다.**

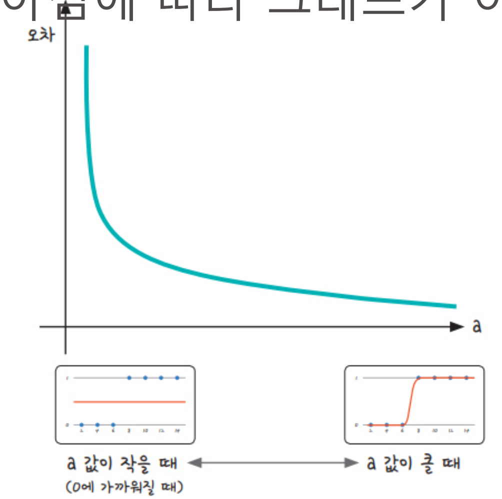
$$y = \frac{1}{1+e^{-(ax+b)}}$$



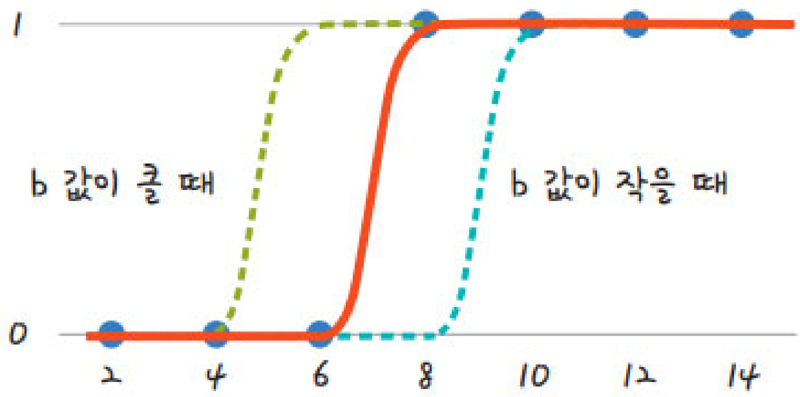
2 시그모이드 함수

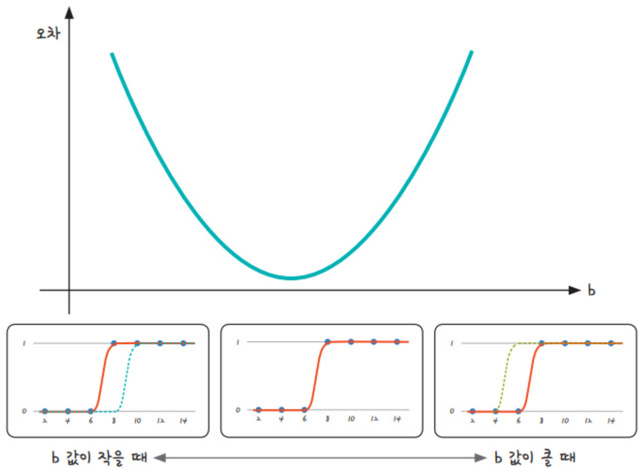
- 먼저 a는 그래프의 경사도를 의미
- a 값이 커지면 경사가 커지고 a 값이 작아지면 경사가 작아짐
- b는 그래프의 좌우 이동을 의미. (b 값이 크고 작아짐에 따라 그래프가 이동)





a값이 0 에 가까우면 시그모이드 그래프는 수평이 되어 오차가 커짐
a값이 무한히 커져도 오차가 커지지 않는다는 것을 알 수 있다





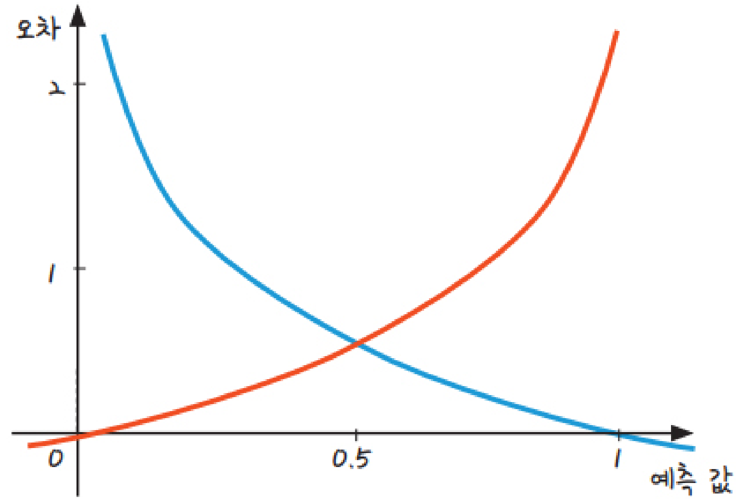
3 오차 공식

3 오차 공식

- 로지스틱 회기의 손실함수

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

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



손실 함수 - 교차엔트로피 오차

$$-\{\underbrace{y \log h}_{A} + \underbrace{(1-y)\log(1-h)}_{B}\}$$

- 경사하강법을 이용하여 오차함수 구함
- 파란색 선은 실제 값이 1일 때 사용할 수 있는 그래프
- 예측 값이 1일 때 오차가 0이고, 반대로 예측 값이 0에 가까울수록 오차는 커짐
- 빨간색 선은 반대로 실제 값이 0일 때 사용할 수 있는 함수
- 예측 값이 0일 때 오차가 없고, 1에 가까워질수록 오차가 매우 커짐

3 오차 공식

- y =ax + b : 가설 함수 => H(x) = wx + b : w는 가중치, b는 편향
- 평균 제곱 오차 => 손실함수(loss function)
- 경사 하강법 => 옵티마이저(optimizer)