$e^z / (1+e^z) = p$

◦ β_1의 해석.

$$E(y) = \pi(X=x) = \frac{1}{1+e^{-(\beta_0+\beta_1 x)}} = z$$

방법론; β_1의 해석을 용이하게 하기 위한 변환 필요.

(선형 회귀처럼 Gradient 불능, ($\min \sum (Y-\hat{Y})^2$ 으로 접근))

그래서. The logistic regression model is.

2번의 변환.

$$odds(Y=1) = \frac{P(Y=1)}{1-(P(Y=1))} = e^{\theta_0+\theta_1 x_1+\theta_2 x_2 \cdots \theta_p x_p}$$

link 함수

$$\log(odds(Y=1)) = \theta_0+\theta_1 x_1+\cdots+\theta_p x_p = \theta^T X$$

의미적 해석

승산의 개념.

odds ; 성공할 확률을 p로 정의할 때, 실패대비 성공 확률 비율, $\frac{p}{1-p}$, $p=1 \to odds=\infty$, $p=0 \to odds=0$

- odds를 로그화 하여 선형결합의 형태로 바꿈. ; odds 변환 즉. logit Transform.

; x가 일정 증가할 때. log(odds)의 변화를 쉽게 알게 함 (선형적)

$\therefore \log(odds) = \beta_0+\beta_1 x$

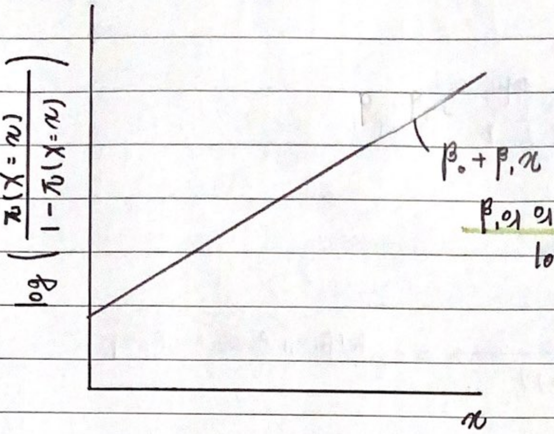
전제 1) $odd = \frac{\pi(X=x)}{1-\pi(X=x)}$

2) $\pi(X=x) = \frac{1}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x}}$ $(0 \le \pi(X=x) \le 1)$

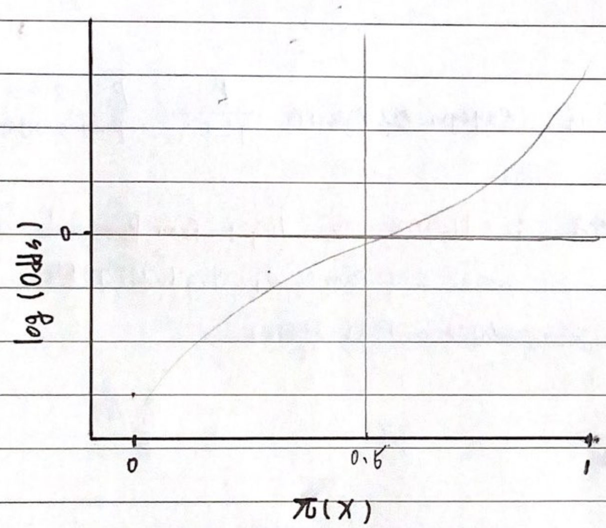
$$\log\left(\frac{\frac{1}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x_1}}}{1-\frac{1}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x_1}}}\right) = \beta_0+\beta_1 x_1$$

∴ 1, odds: 범주 0에 속할 확률 대비 1에 속할 확률.

o 결과. 직선. 2개의 그래프를 얻을 수 있다.



β_1의 의미. x가. 한 단위 증가했을 때.
log odds의 증가량.



$\pi(X=x) = 0.5$, $\log(\text{odds}) = 0$

$\pi(x) \to 1$, 〃 ∞

〃 $\to 0$ 〃 $-\infty$