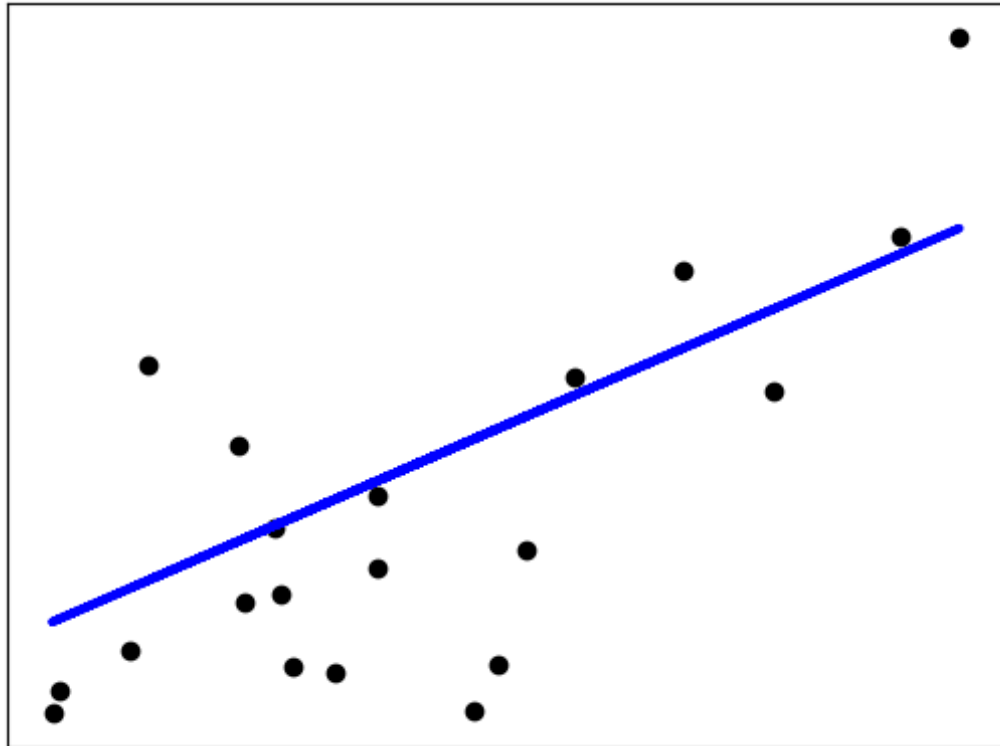


Logistic Regression
Softmax Regression

Linear Regression

독립변수 x 와 종속변수 y 간의 선형상관관계를 모델링
주어진 데이터를 대표하는 하나의 직선(회귀선)을 찾는 것이 목적

$$y = Wx + b$$



Linear Regression

Least Squared Method (최소제곱법, 최소자승법)

잔차 제곱의 총 합이 최소가 되게 하는 파라미터 조합을 찾는 것이 목적

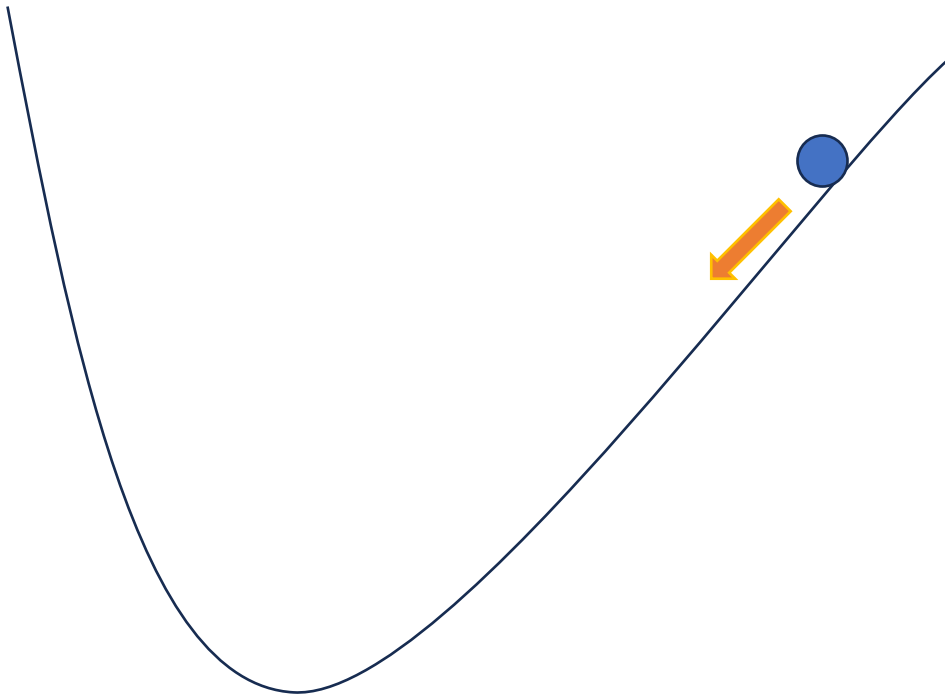
잔차(Residual): 표본집단에서 도출한 회귀식에 의한 예측값과 실제 관측값의 차이

오차(Error): 모집단에서 도출한 회귀식에 의한 예측값과 실제 관측값의 차이

손실 함수: 잔차의 제곱 / 비용 함수: 잔차 제곱의 합 / 목적 함수: 잔차 제곱의 합을 최소로 함

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

optimizer



$$\text{Gradient} = \frac{\partial \text{loss}}{\partial W}$$

$$W_{\text{new}} = W - \alpha \frac{\partial \text{loss}}{\partial W}$$

Logistic Regression

독립 변수의 선형 결합으로 종속 변수를 설명

종속 변수가 범주형 데이터

각 독립 변수를 입력으로 받아서 종속 변수의 특정 클래스로 분류하는 것이 목적

입력 값의 범위: $[-\infty, \infty]$

출력 값의 범위: $[0, 1]$

일반적으로 이항형 문제(Binary Decision)의 해결에 사용

- 스팸탐지 : 스팸(1), 스팸 아님(0)
- 신용카드 사기 : 사기(1) 사기 아님(0)
- 고객 이탈 : 이탈(1) 이탈 아님(0)

Logistic Regression

- **Odds Ratio**는 성공 확률이 실패 확률의 몇 배인지를 나타내는 값
 - (성공, 실패) 확률이 각각 (0.8, 0.2)라면 \rightarrow (Odds Ratio = 4)
 - 성공 확률이 $p(x)$ 라면 \rightarrow 실패 확률은 $1 - p(x)$
 - Odds Ratio = $p(x) / (1 - p(x))$
- 일반적으로 Odds에 로그를 취한 Log-Odds 사용
 - 확률 $p_+(x)$ 에 대한 Log-Odds $f(x)$

$$f(x) = \text{logit}(p_+(x)) = \log \left(\frac{p_+(x)}{1 - p_+(x)} \right)$$

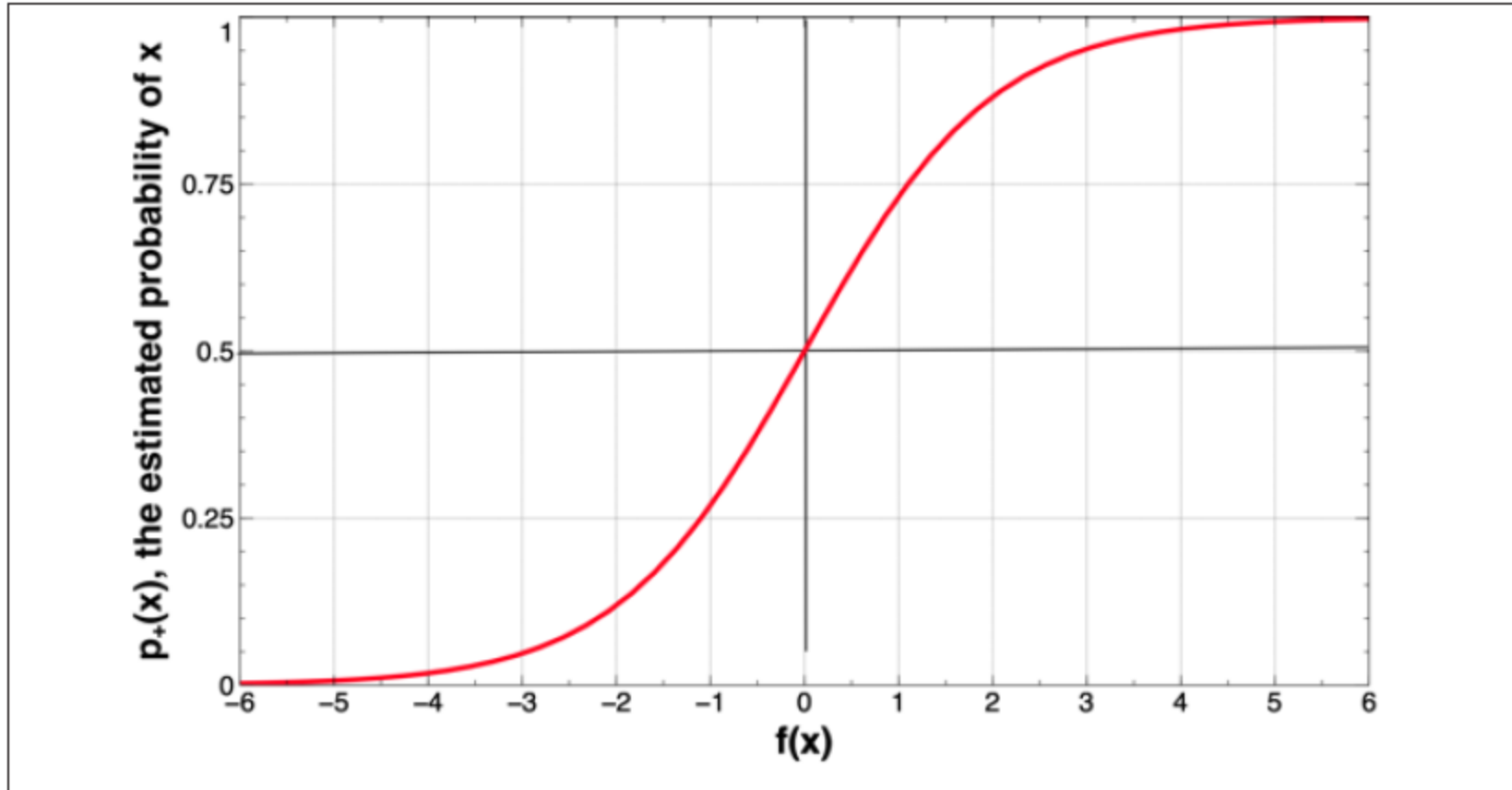
| Probability | odds | Log-odds |
|-------------|--------|----------|
| 0.5 | 1 | 0 |
| 0.9 | 9 | 2.19 |
| 0.999 | 999 | 6.9 |
| 0.01 | 0.0101 | -4.6 |

$$p_+(x) = \frac{1}{1 + e^{-f(x)}}$$

$$BCE = -\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N y_i \cdot \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - \hat{y}_i)$$

$$cost(W) = -\sum_{j=1}^k y_j \log(p_j)$$

Logistic Regression



Softmax Regression

| SepalLength | SepalWidth | PetalLength | PetalWidth | Species |
|-------------|------------|-------------|------------|------------|
| 5.1 | 3.5 | 1.4 | 0.2 | setosa |
| 4.9 | 3.0 | 1.4 | 0.2 | setosa |
| 5.8 | 2.6 | 4.0 | 1.2 | versicolor |
| 6.7 | 3.0 | 5.2 | 2.3 | virginica |
| 5.6 | 2.8 | 4.9 | 2.0 | virginica |

소프트맥스 함수

$$p_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^k e^{z_j}} \text{ for } i = 1, 2, \dots, k$$

$$\text{softmax}(z) = \left[\frac{e^{z_1}}{\sum_{j=1}^3 e^{z_j}} \quad \frac{e^{z_2}}{\sum_{j=1}^3 e^{z_j}} \quad \frac{e^{z_3}}{\sum_{j=1}^3 e^{z_j}} \right] = [p_1, p_2, p_3] = \hat{y} = \text{예측값}$$

소프트맥스 비용함수

$$cost(W) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k y_j^{(i)} \log(p_j^{(i)})$$

- <https://wikidocs.net/59427>
- Math4AI