

# 확률, 오즈, 로그 오즈

- 확률(Probability): 사건이 발생할 가능성 ( $0 \leq P \leq 1$ )
- 오즈(Odds): 사건이 발생할 확률과 발생하지 않을 확률의 비율

$$\text{Odds} = \frac{P}{1 - P}$$

- 로그 오즈(Log(Odds)): 오즈를 로그 변환하여 선형 관계 형성

$$\log(\text{Odds}) = \log \left( \frac{P}{1 - P} \right)$$

- 선형 회귀식:

$$z = \beta_0 + \beta_1 x$$

# 로지스틱 함수 유도

- 이를 확률로 변환하기 위해 로지스틱 함수 사용

$$P = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

- 오즈는 확률을 비선형 변환, 로그 오즈는 선형 변환 수행, 로그 오즈를 사용하여 선형 방정식으로 변환, 양변에 지수를 취하면 로지스틱 함수 유도 가능:

$$\log \left( \frac{P}{1 - P} \right) = \beta_0 + \beta_1 x$$

$$\frac{P}{1 - P} = e^{\beta_0 + \beta_1 x}$$

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}}$$

# 오즈와 로그 오즈 변환

- 오즈가 1보다 크면  $P > 0.5$ , 작으면  $P < 0.5$
- 로그 오즈를 사용하면 등간격 변환 가능
- $P = 0.1, 0.5, 0.9$ 의 로그 오즈 예시
  - $\log(0.11) = -2.2$
  - $\log(1) = 0$
  - $\log(9) = 2.2$

## 확률과 로그 오즈 관계 시각화

- 확률(P)과 오즈(Odds), 로그 오즈(Log(Odds))를 비교
- 로그 오즈는 1보다 크거나 작은 오즈 값을 대칭적 표현 가능
- 변환 후 선형적 패턴을 보이므로 분석이 용이함

# 딥러닝과 로지스틱 회귀의 관계

- 로지스틱 회귀는 신경망의 기본 구조
- 입력을 가중합 후 시그모이드 변환

$$h = \sigma(wx + b)$$

- 딥러닝은 이를 다층으로 확장한 형태
- 은닉층을 쌓아 복잡한 패턴을 학습 가능

# 딥러닝의 중첩 구조

- 로지스틱 회귀: 단일 뉴런이 확률을 예측
- 신경망: 다층 구조로 비선형성을 강화
- 입력층 → 은닉층(시그모이드) → 출력층(확률)
- 복잡한 데이터 패턴을 학습하여 성능 향상