0

#### Type something...

01) Tips

01\_Maximum Likelihood Estimation

02\_Overfitting

1) Regularization

03\_Data Preprocessing

#### 01) Tips

#### 01\_Maximum Likelihood Estimation

# Maximum Likelihood Estimation (MLE)

$$K \sim \mathcal{B}(n, heta)$$

$$P(K = k) = \binom{n}{k} \theta^k (1 - \theta)^{n-k}$$
$$= \frac{n!}{k!(n-k)!} \cdot \theta^k (1 - \theta)^{n-k}$$

Likelihood (<u>이전 글</u> 참조) 는 확률 분포가 가정된 상황에서 관측값이 가지는 확률값을 의미합니다.

Maximum Likelihood Estimation(MLE)는 관측되는 데이터들을 가장 잘 모델링하는 확률분포의 parameter 를 찾는 알고리즘입니다.

• MLE는 관측되는 데이터들을 가장 잘 모델링하는 확률분포의 parameter 를 찾는 알고리즘이다. 특정 분포를 따른다고 했을 때 미분값이 0인 지점을 통해서 값을 구할 수 있다.

• 나중에 Tutorial on maximum likelihood estimation 논문을 통해 자세히 알아보자

### 02\_Overfitting

# Overfitting



• overfitting은 training set에 너무 과적합되어있는 것을 말하며 이것을 해결하기 위해 validation set을 따로 두어 overfit를 피할 수 있다.

### Overfitting

- More Data
- · Less features
- Regularization

- Overfittng을 피할 수 있는 방법을 3가지 제시 중이다.
- 1. More Data: 더 많은 데이터
- 2. Less Features: parameter를 줄이기
- 3. Regularization: 규제

### 1) Regularization

## Regularization

- Early Stopping
- Reducing Network Size
- Weight Decay
- Dropout
- Batch Normalization

- 정규화를 하는 방법은 5가지가 있다.
- 1. Early stopping: 조기 종료→ 일정 수준 이상 정확도가 안높아지면 종료
- 2. Reducing Network size: 만든 모델의 사이즈를 줄이기
- 3. Weight Decay: parameter의 크기를 제한 ightarrow 더 많은 parameter를 사용하면 규제가 붙음 L1 regularization, L2 regularization
- 4. Dropout: 일부 network를 제거
- 5. Batch Normalization: 배치 사이즈 마다 정규화

## Learning Rate



• parameter를 잘 조정해서 발산하지 않게 해보자.

### 03\_Data Preprocessing

## **Data Preprocessing**

• data의 값들이 너무 크면 발산을 할 수 있기 때문에 정규화를 진행하여 데이터를 0을 평균으로, 표준편차를 1로 가지게 만들자. 그러면 성능이 더 좋아진다.