

다양한 손실함수 정리

이하늘

1. MAE (Mean Absolute Error)

- MSE와 달리, 예측값과 실제값의 차이의 절대값을 평균화한 값입니다.
- **특징:** 이상치(outlier)에 덜 민감함.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

2. Huber Loss

- MSE와 MAE의 장점을 결합한 손실 함수입니다. 일정한 임계값(δ)을 기준으로, 작은 차이에는 MSE를 사용하고 큰 차이에는 MAE를 사용합니다.
- **특징:** MSE의 민감성과 MAE의 안정성을 모두 취함.

$$L_{\delta}(a) = \begin{cases} \frac{1}{2}a^2 & \text{for } |a| \leq \delta, \\ \delta(|a| - \frac{1}{2}\delta) & \text{for } |a| > \delta \end{cases}$$

3. Cross-Entropy Loss (Log Loss)

- 주로 분류 문제에서 사용되며, 예측 확률과 실제 라벨 간의 차이를 계산합니다.
- **특징:** 이진 또는 다중 클래스 분류 문제에서 자주 사용됨.

$$L = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)]$$

4. Hinge Loss

- 주로 서포트 벡터 머신(SVM)에서 사용되는 손실 함수로, 예측값과 실제 라벨 간의 마진을 계산합니다.
- **특징:** 마진 기반 분류에서 효과적.

$$L = \max(0, 1 - y_i \hat{y}_i)$$

- 여기서 y_i 는 실제 라벨(1 또는 -1), \hat{y}_i 는 예측값입니다.

5. KL Divergence (Kullback-Leibler Divergence)

- 두 확률 분포(P와 Q) 사이의 차이를 측정하는 손실 함수입니다.
- **특징:** 분포 간의 차이를 최소화하는 데 사용됨. 주로 머신러닝에서 분포 기반의 문제에 사용.

$$D_{KL}(P||Q) = \sum_i P(i) \log \left(\frac{P(i)}{Q(i)} \right)$$

6. Poisson Loss

- 예측값이 양수이며, 실제 값이 드문 이벤트(희소 데이터)인 경우에 사용됩니다.
- **특징:** 희소한 데이터에서 발생하는 자연수를 예측하는 문제에 적합.

$$L = \hat{y}_i - y_i \log(\hat{y}_i)$$

7. Dice Loss

- 주로 이미지 분할에서 사용되며, 예측된 세그멘테이션 마스크와 실제 마스크 간의 유사도를 계산합니다.
- **특징:** 작은 물체의 분할 성능을 높이기 위해 사용됨.

$$L_{dice} = 1 - \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|}$$