

代价函数（损失函数或误差函数）是衡量模型预测输出与真实标签之间差异的重要组件，其目的是通过最小化这个差异来优化模型参数。下面将梳理本学期学过的各类代价函数：

1. 均方误差（Mean Squared Error, MSE）**:

用于回归问题，计算预测值与真实值之差的平方和的平均值。

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

2. 均方根误差（Root Mean Squared Error, RMSE）**:

是 MSE 的平方根，提供了与 MSE 相同的信息，但单位与原数据相同。

$$\text{公式: } RMSE = \sqrt{MSE}$$

3. 交叉熵损失（Cross-Entropy Loss）**:

主要用于分类问题，尤其是多分类问题。当使用 softmax 激活函数时，它衡量预测概率分布与实际类别标签的对数似然。

$$\text{对于二分类问题，可以简化为: } L = -[y \cdot \log(p) + (1 - y) \cdot \log(1 - p)]$$

4. Hinge 损失（SVM 损失）**:

常用于支持向量机（SVM）和其他最大边距分类器，鼓励模型找到能够最大化类别间隔的决策边界。

$$\text{公式: } L = \max(0, 1 - y \cdot f(x))$$

损失函数的选择取决于具体问题的性质和需求，例如数据连续或离散、回归或分类等。