# 交叉熵损失函数

范仁义

230801

## 一、课件及资料

▶ 代码、课件及各种资料位置:

fry404006308/fry\_course\_materials: 范仁义录播课资料, https://github.com/fry404006308/fry\_course\_materials

# 二、交叉熵损失函数原理

▶ 交叉熵损失函数 (Cross-Entropy Loss) 是深度学习中常用的一种损失函数,特别是在处理分类问题时,如二分类和多分类。这个函数源自于信息论中的交叉熵概念,用于衡量两个概率分布间的差异,也就是用于衡量我们预估的概率分布和真实样品对应的概率分布之间的差异。

- ▶ 公式推导一:最大似然估计
- ▶ 公式推导二:信息熵相关理论

## 三、交叉熵损失函数公式

对于二分类问题:

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

其中, y 是真实标签,  $\hat{y}$  是预测值, n 是样本的数量。每个样本都会计算一个损失, 然后对所有样本的损失求平均。

对于多分类问题:

$$H(y,\hat{y}) = -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij}log(\hat{y}_{ij})$$

其中,  $y_{ij}$  是第 i 个样本的真实标签在第 j 类的概率,  $\hat{y}_{ij}$  是第 i 个样本预测为第 j 类的概率, n 是样本的数量, m 是类别的数量。

#### 四、交叉熵损失函数实例

我现在有一个三分类 (猫、狗、猪) 的问题

次数	预测	真实	是否正确
第一张图	0.1 0.2 0.7	001(猪)	正确
第二张图	0.1 0.7 0.2	0 1 0 (狗)	正确
第三张图	0.3 0.4 0.3	100(猫)	错误

$$H(y,\hat{y}) = -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij}log(\hat{y}_{ij})$$

sample 1 loss = 
$$-(0 \times log 0.1 + 0 \times log 0.2 + 1 \times log 0.7) = 0.35$$
  
sample 2 loss =  $-(0 \times log 0.1 + 1 \times log 0.7 + 0 \times log 0.2) = 0.35$   
sample 3 loss =  $-(1 \times log 0.3 + 0 \times log 0.4 + 0 \times log 0.4) = 1.20$ 

对于单个样品,交叉熵损失函数对应的公式等效于 CELoss = -log(Pt)

五、交叉熵损失函数代码