

损失函数：越小，模型越好

↓ 损失函数的期望值

风险函数(期望风险) ← 泛化误差

经验风险(经验损失)：模型对训练数据集的平均损失成为经验风险

结构风险：在经验风险上加上正则化(罚项)

训练误差：针对训练集的平均损失，随着模型复杂度增大会一直减小

基于损失函数

测试误差：针对测试集的平均损失，对测试数据集的预测能力，测试误差小的方法预测能力好，随着模型复杂度增大会先减小后增大

↓ 当损失函数是 0-1 损失时，测试误差就变成了常见的测试数据集上的误差率

误差率(e)：当损失函数是 0-1 损失时，即 $y \neq f(x)$

准确率(r)： $y = f(x)$

$e + r = 1$

↑ 当损失函数为 0-1 损失函数时

精确率(P)：对于给定的测试数据集，分类器正确分类的样本数与总样本数之比

$P = TP / (TP + FP)$ ((将正类预测为正类数/将正类预测为正类数+将负类预测为正类数))

召回率(R)：

$R = TP / (TP + FN)$ (将正类预测为正类数/将正类预测为正类数+将正类预测为负类数)

近似误差：预测结果与最优结果的相近程度大小，随着 K 增大而增大，随着 K 减小而减小（这里的 K 指的是训练数据集中找到与该实例最近邻的 K 个实例）

估计误差：与最优误差之间的近程度大小，随着 K 增大而减小，随着 K 减小而增大

近似误差、估计误差与测试误差、训练误差不一样，但是近似误差可以类比为训练误差