

机器学习评估指标

目录

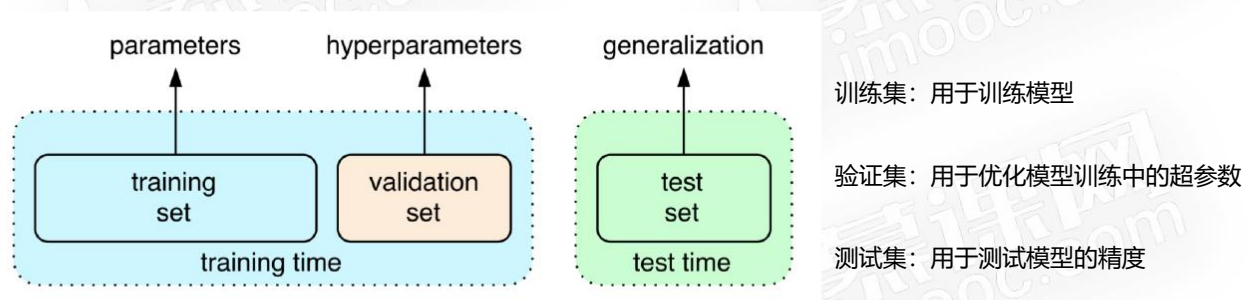
◆ 模型评估概述

◆ 常见评估指标

模型评估概述

样本集划分

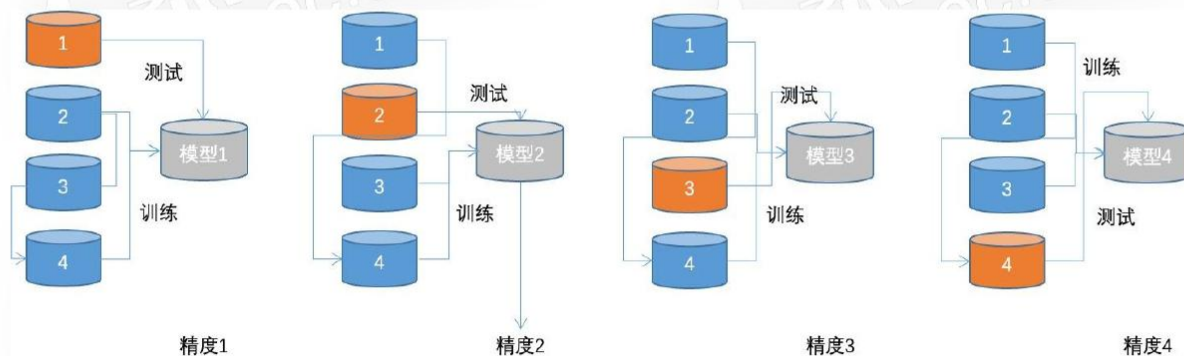
- ◆ 训练集，验证集，测试集3个不相交的子集



以训练集训练模型；以验证集评估模型，寻找最佳的参数；以测试集测试模型一次，其误差近似为泛化误差。

N折交叉验证技术

- ◆ 将样本集均匀的分成N份，轮流用其中的N-1份作为训练集，剩下的1份作为测试集



$$\frac{\text{精度1} + \text{精度2} + \text{精度3} + \text{精度4}}{4}$$

4

用N次统计的精度的均值作为最后的精度值

什么是评测指标

- ◆ 机器学习算法的性能评测指标用于衡量算法的优劣，作为各种方法比较的基准，指导我们对模型进行选择与优化

分类acc
95%

检测mIoU
60%

去噪性能
33dB

.....

常见评估指标

两类常见的评测指标

◆ 分类任务评测指标与回归任务评测指标

分类任务



准确率/召回率/精确度/Fscore
Precision-Recall曲线
ROC曲线/AUC面积
混淆矩阵
TAR (True Accept Rate)
FRR (False Reject Rate)
FAR (False Accept Rate)
.....

回归任务



误差
IoU
AP/MAP
PSNR
SSIM
.....

正负样本划分

标签为正样本，分类为正样本的数目为True Positive，简称**TP**。
标签为正样本，分类为负样本的数目为False Negative，简称**FN**。
标签为负样本，分类为正样本的数目为False Positive，简称**FP**。
标签为负样本，分类为负样本的数目为True Negative，简称**TN**。

真实值 \ 预测值	正样本	负样本
	正样本	负样本
正样本	TP	FN
负样本	FP	TN

准确率/召回率/精确度

◆ 准确率，精度，召回率计算

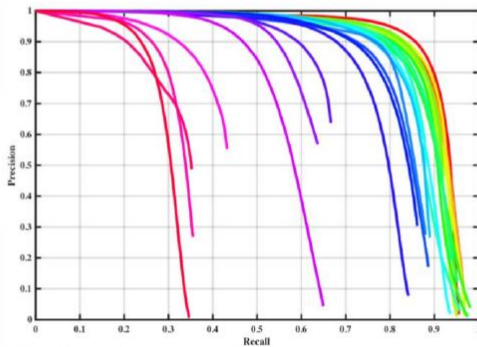
准确率：Accuracy=(TP+TN)/(TP+FP+TN+FN)，被判定为正样本的测试样本中，真正的正样本所占的比例。

正样本精度：Precision=TP/(TP+FP)，召回的正样本中有多少是真正的正样本。

正样本召回率：Recall=TP/(TP+FN)，被判定为正样本的正样本占有所有正样本的比例。

PR曲线和F1 score

- ◆ 精度与召回率是一对相互矛盾的指标，对正负样本不均衡问题敏感



PR曲线：随着召回率增加，精度下降
曲线与坐标值面积越大，性能越好

F1 score综合考虑了精度与召回率，其值越大则模型越好

$$F1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R}$$

ROC曲线

- ◆ 分类算法在不同假阳率下对应的真阳率

假阳率false positive rate(FPR):

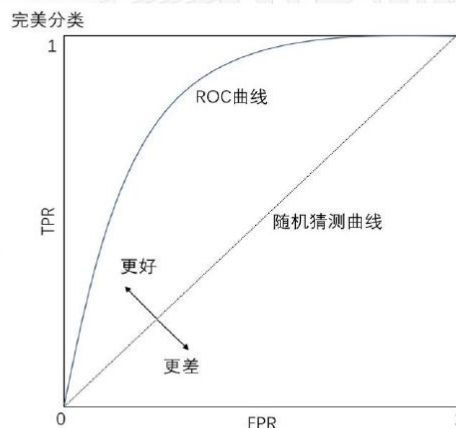
$$FPR = FP / (FP + TN)$$

负样本被分类器判定为正样本的比例。

真阳率true positive rate(TPR):

$$TPR = TP / (TP + FN)$$

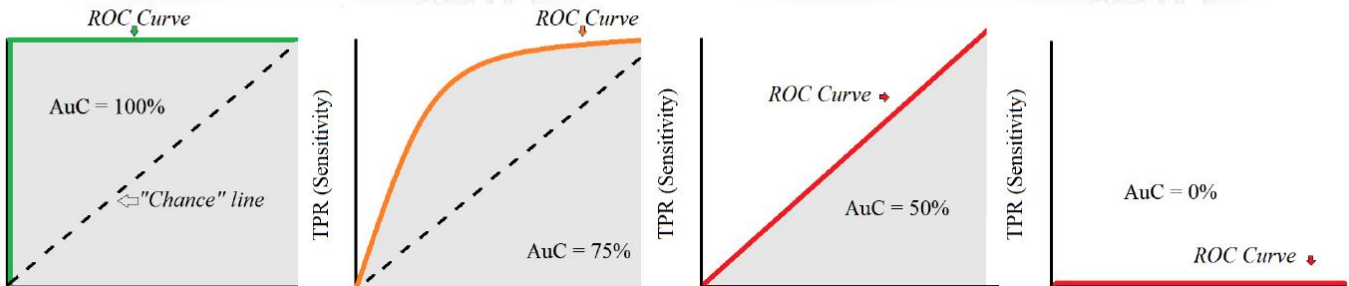
正样本被分类器判定为正样本的比例。



正负样本的分布比例变化时，ROC曲线保持不变，
对正负样本不均衡问题不敏感，PR曲线不能

AUC

- ◆ AUC (Area Under Curve) 为ROC曲线下的面积，表示随机挑选一个正样本以及一个负样本，分类器会对正样本给出的预测值高于负样本的概率



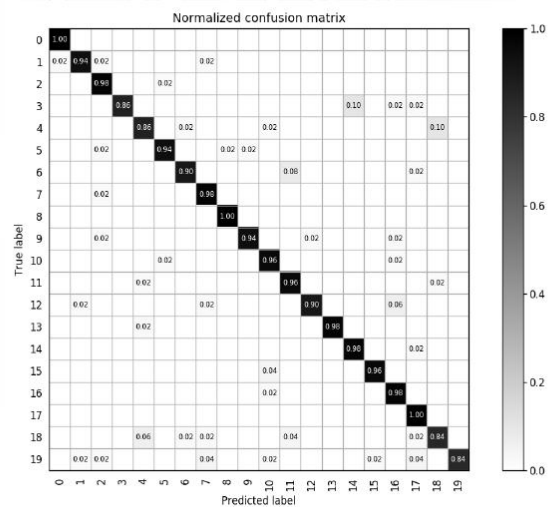
混淆矩阵

- ◆ 对于k分类问题，混淆矩阵为分类器判定为第j类的数量

$$\begin{matrix} c_{11} & \dots & c_{1k} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{k1} & \dots & c_{kk} \end{matrix}$$

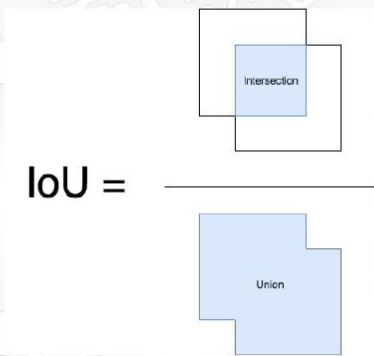
主对角线的元素之和为正确分类的样本数，其他元素之和为错误分类的样本数。对角线的值越大，分类器准确率越高；

的矩阵，元素 c_{ij} 表示第i类样本被

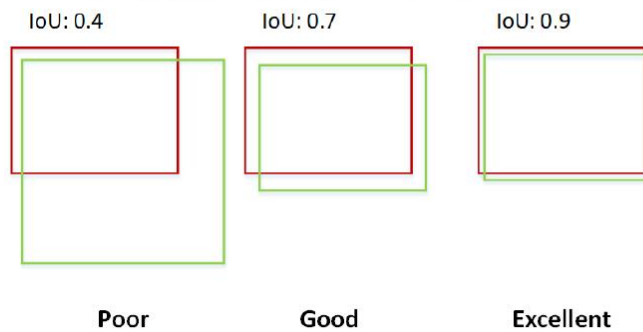


IoU

- ◆ IoU(Intersection over Union), 边界框/掩膜正确性的度量指标



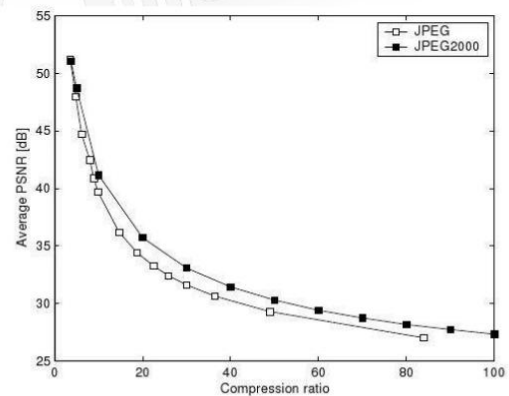
前景目标交并比



PSNR

- ◆ Peak Signal to NoiseRatio, 有真值参考的质量评估指标, 在信号处理领域被广泛使用, 计算复杂度小

$$\left(\frac{\text{Max}(I) - \text{Min}(I)}{\text{Max}(I) - \text{Min}(I)} \right)^2 - \left(\frac{\text{Max}(I) - \text{Min}(I)}{\text{Max}(I) - \text{Min}(I)} \right)$$



下次预告：机器学习优化目标