

# 分类算法评估指标

根据分类器对数据的分类结果可以分为四种情况:

标记	说明
TP(True Positive)	将正样本划分为正的样本数
TN(True Negative)	将负样本划分为负的样本数
FP(False Positive)	将负样本划分为正的样本数
FN(False Negative)	将正样本划分为负的样本数

## 准确率(Accuracy)

正确率反映的是将类别划分正确的比例，计算公式为:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

## 精确率(Precision)

精确率反映的是预测器预测为正的样本中真的为正的样本比例，计算公式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

## 召回率(Recall)

召回率反映的是预测器将正样本识别为正的样本比例，计算公式为:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

## F1-Score

因为精确率和召回率两者之间是相互矛盾的，一般来讲在实际的模型中精确率越高，召回率就越低，反之亦然，F1-Score就是平衡精确率和召回率的指标。F1-Score的计算公式为：

$$\frac{1}{F1-Score} = 0.5 * (\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall})$$

## Roc和AUC

Roc和AUC一般用于模型通过输出一个实值或者概率值的情况，在分类器中，根据判断输出的实值或者概率值是否高于给定阈值判断分类的正负。在理想的状态下，对所有的正例分类器输出的值应该都是大于负例的。因此，根据分类器输出值，从大到小进行排序，然后从大到小开始扫描所有样本，当每个样本加进来之后计算两个值：

- 真正例率

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

- 假正例率

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP}$$

通过不断加入新样本进来，会组成一个序列 $[(TPR_1, FPR_1), (TPR_1, FPR_1), \dots, (TPR_n, FPR_n)]$ ，以序列中每个对的TPR值作为纵坐标，以序列中每个对的FPR值作为横坐标在坐标轴上做点并连线，即可生成ROC曲线。

通过ROC曲线进行两个模型对比时，如果A模型的ROC曲线完全在B模型的下面则可以认为B模型的效果要优于A模型，但是如果对于两个模型存在ROC曲线交叉的情况，此时就难以直观判断两个模型孰优孰劣，因此，此时就可以通过计算AUC来进行比较，AUC对应的就是作出的ROC曲线下方的面积。其计算方式就是采用微积分的方法，通过将ROC区分切分为一个个小的梯形，通过求小梯形的面积之和求得AUC的值，计算公式如下：

$$AUC = 0.5 * \sum_{i=1}^{m-1} (x_{i+1} - x_i)(y_i + y_{i+1})$$

公式中的横纵坐标的值对应的就是上面用于绘制ROC曲线的序列的值。