

二、1、B 效果相关指标-ROC/AUC/ACC/准确召回

2016年2月13日 星期六 下午2:14

一、简介

之前一些笔记，有相关的说明。

这部分笔记仅仅是看机器学习-周志华之后的新收获，全面性上不如之前的笔记，建议结合起来看。

二、详述

1、ACC

ACC (accuracy、精度)，分类器分对的样本数 / 总样本数

错误率则相反， $error = 1 - accuracy$ ，分类器分错的样本数 / 总样本数

是衡量分类任务的指标

2、准确率召回率

A 准确率 (precision) 召回率 (recall)，在机器学习-周志华里面分别叫查准率和查全率，更好理解。

和ACC的区别是，ACC是衡量分类任务的好坏，分对/分错的情况。

准确率召回率，是从信息检索任务角度出发，看看系统预测出的结果的好坏。

| | 预测为1 | 预测为0 | | | |
|------------------------------------|------|------|----------------------|--|--|
| 实际为1 | T2T | T2F | | | |
| 实际为0 | F2T | F2F | | | |
| Precision: $P = T2T / (T2T + T2F)$ | | | 所有预测为1的样本中，有多少真正预测对了 | | |
| Recall: $R = T2T / (T2T + F2T)$ | | | 所有实际是1的样本中，有多少给预测出来了 | | |
| Accuracy: $A = (T2T + F2F) /$ | | | | | |

| | | | |
|---|--------------------|--|--|
| $(T2T+T2F+F2T+F2F)$ | 预测为0/1的结果中，有多少预测对了 | | |
| $F=2PR/(P+R)$ | 调和平均数 | | |
| $E=1-\frac{1+b^2}{\frac{b^2}{P}+\frac{1}{R}}$ | F值基础上加权b | | |

注意：Accuracy放在这个表格中有些不合适，因为accuracy是衡量分类任务的指标，和准确率、召回率没有必然关系，但是在信息检索类似任务中，如果想计算accuracy，也不是不行，他的计算公式如图。

B F-Measure (又称为F-Score)

F_b是准确率和召回率的加权调和平均

$$E=1-\frac{1+b^2}{\frac{b^2}{P}+\frac{1}{R}}$$

b=1时，是F1值。F1值比较常用，是准确率和召回率的调和平均数化简之后是

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

C 有P-R曲线，可以完整的对比各个阈值下，系统的效果。

有时候取一些特殊的点，对比系统准确率、召回率的情况，比如平衡点（ Precision = Recall时 ）。

3、ROC-AUC

分类任务中，常常会卡阈值，根据模型预测值和阈值比较，决定这个被预测的样本是正还是负。

我们想看分类器本身的效果，是否能找到一个阈值无关的指标。

真正例率 $TPR = T2T / (T2T + T2F)$ 把实际是正例的样本预测成正例
(预测对)

假正例率 $FPR = F2T / (F2T + F2F)$ 把实际是负例的样本预测成正例
(预测错)

ROC (receiver operator characteristic) 是一个阈值无关的指标，他的思想是把阈值都取一遍，比较整体的效果。

都去一遍之后是化成图，图叫做ROC曲线。

图下方的面积叫AUC (也就是ROC关于某一坐标轴的积分，注意这个坐标轴不是阈值，而是TPR和FPR)。

效果衡量指标是真正例率与假正例率

AUC (Area Under ROC Curve)

计算方法待补充！！！！

机器学习-周志华中有详细计算公式

4、代价敏感/代价曲线

不同的错误所造成的损失赋予不同的权重。(如，把一个坏人放了和误杀一个好人代价不一样)

可以被用作类别不均衡等情况中。