评价指标

来自 【机器学习面试题汇总与解析(蒋豆芽面试题总结)】 56 浏览 0 回复 2021-05-20





机器学习面试题汇总与解析——评价指标

- 1. **说说机器学习评价指标** \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit
- 2. **AUC是什么? AUC是否对正负样本比例敏感?** ☆ ☆ ☆ ☆
- 3. **分类模型如何评价** \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit
- 4. **准确率与精准率的区别** \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit
- 5. **AUC的意义和两种计算方法** ☆ ☆ ☆ ☆
- 6. 讲讲分类,回归,推荐,搜索的评价指标 \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit
- 7. **AB test的原理** \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit

- 本专栏适合于Python已经入门的学生或人士,有一定的编程基础。
- 本专栏适合于**算法工程师、机器学习、图像处理求职**的学生或人士。
- 本专栏针对面试题答案进行了**优化,尽量做到好记、言简意赅。这才是一份面试题总结的正确打开** 方式。这样才方便背诵
- 如专栏内容有错漏,欢迎在评论区指出或私聊我更改,一起学习,共同进步。
- 相信大家都有着高尚的灵魂,请尊重我的知识产权,未经允许严禁各类机构和个人转载、传阅本专 栏的内容。

介绍一下机器学习中的评价指标

先说一下含义: TP、FP、FN、TN分别为真阳性、假阳性和假阴性、真阴性。 简单来说,就是:

- 真阳性 (True Positive, TP): 标签为正类, 预测为正类;
- 假阳性 (False Positive, FP): 标签为负类, 预测为正类;
- 假阴性 (False Negative, FN): 标签为正类, 预测为负类;
- 真阴性 (True Negative, TN): 标签为负类, 预测为负类;

用混淆矩阵表示为:

真实情况	" 测 活 未	
	正例	反例
正例	TP	FN
反例	FP	TN

1. 准确率 (Accuracy)

定义:

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

即所有分类正确的样本占全部样本的比例

2. 精确率/查准率 (Precision)

定义:

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

即预测是正例的结果中,确实是正例的比例。Precision同样是衡量误检

3. **查全率 (Recall)**

定义:

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

即所有正例的样本中,被找出的比例。Recall同样是衡量漏检

Precision和Recall的应用场景:

地震的预测对于地震的预测,我们希望的是Recall非常高,也就是说每次地震我们都希望预测出来。这个时候我们可以牺牲Precision。情愿发出1000次警报,把10次地震都预测正确了;也不要预测100次对了8次漏了两次。

"宁错拿一万,不放过一个",分类阈值较低

嫌疑人定罪基于不错怪一个好人的原则,对于嫌疑人的定罪我们希望是非常准确的。即使有时候放过了一些罪犯,但也是值得的。因此我们希望有较高的Precision值,可以合理地牺牲Recall。

"宁放过一万,不错拿一个","疑罪从无",分类阈值较高

2021/7/12 评价指标 牛客博客

:■ 蒋豆芽

4. F1-score

定义:

衡量Precision 和 Recall 之间的联系。

5. ROC和AUC

AUC是一种模型分类指标,且仅仅是二分类模型的评价指标。**AUC**是Area Under Curve的简称,那么Curve就是 **ROC** (Receiver Operating Characteristic),翻译为"接受者操作特性曲线"。也就是说ROC是一条曲线,AUC是一个面积值。

ROC曲线为 FPR 与 TPR 之间的关系曲线,这个组合以 FPR 对 TPR,即是以代价 (costs)对收益 (benefits),显然收益越高,代价越低,模型的性能就越好。

• x 轴为假阳性率 (FPR): 在所有的负样本中, 分类器预测错误的比例

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

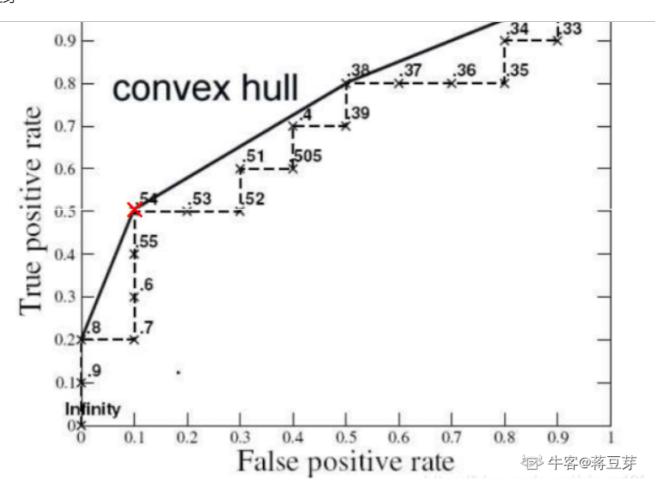
• y 轴为**真阳性率 (TPR)** : 在所有的正样本中,分类器预测正确的比例 (等于Recall)

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

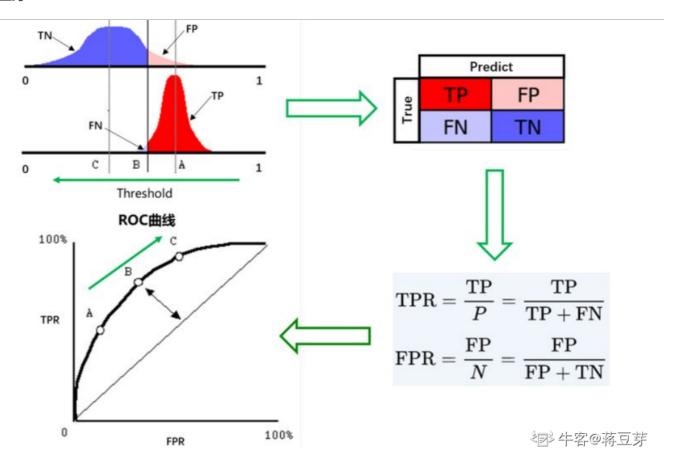
那么每一个分类阈值都可以得到一组(FPR,TPR),以此画出ROC曲线:

2021/7/12 评价指标_牛客博客

:■ 蒋豆芽

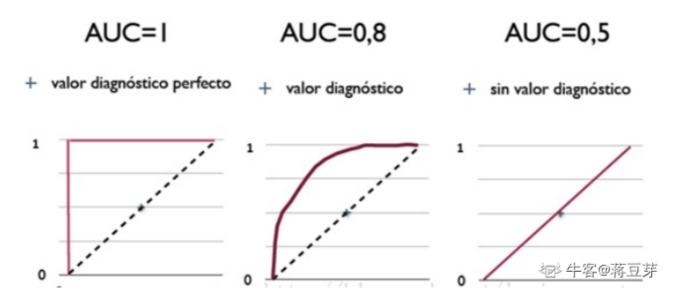


整个流程如下:

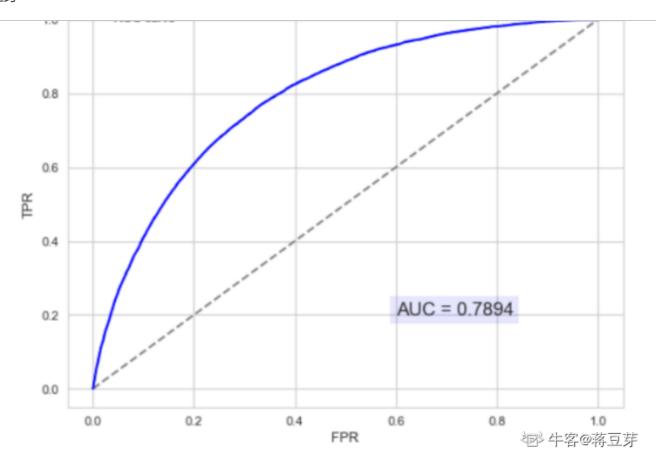


AUC定义: AUC 值为 ROC 曲线所覆盖的区域面积,显然, AUC越大,分类器分类效果越好。

- AUC = 1, 是完美分类器。
- 0.5 < AUC < 1, 优于随机猜测。有预测价值。
- AUC = 0.5, 跟随机猜测一样(例: 丟铜板), 没有预测价值。
- AUC < 0.5, 比随机猜测还差; 但只要总是反预测而行, 就优于随机猜测。

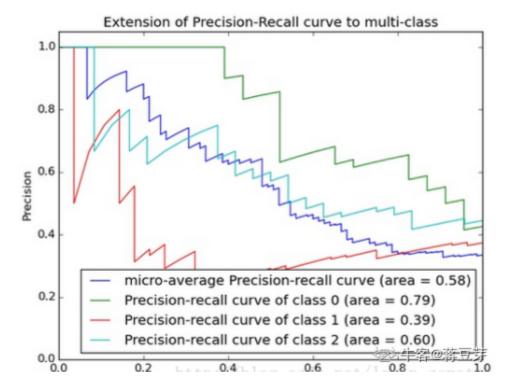


以下为ROC曲线和AUC值的实例:



6. Precision-Recall曲线

PR曲线的横坐标是精确率P,纵坐标是召回率R。评价标准和ROC一样,先看平滑不平滑(蓝线明显好些)。一般来说,在同一测试集,上面的比下面的好(绿线比红线好)。当P和R的值接近时,F1值最大,此时画连接(0,0)和(1,1)的线,线和PRC重合的地方的F1是这条线最大的F1(光滑的情况下),此时的F1对于PRC就好像AUC对于ROC一样。一个数字比一条线更方便调型。



此时曲线上的点就对应F1。P-R曲线同样可以用AUC衡量,AUC大的曲线越好。

8. AP和mAP

AP (average Precision) 和mAP (mean average Precision) 常用于目标检测任务中。AP就是每一类的Precision的平均值。而mAP是所有类的AP的平均值。

1. **说说机器学习评价指标** \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit

参考回答

答案参考上面。

答案解析

无。

类似的问题还有:

2. **AUC是什么? AUC是否对正负样本比例敏感?** ☆ ☆ ☆ ☆

参考回答

AUC定义: AUC 值为 ROC 曲线所覆盖的区域面积,显然,AUC越大,分类器分类效果越好。

AUC还有另一个意义:分别随机从正负样本集中抽取一个正样本,一个负样本,正样本的预测值大于负样本的概率。

AUC对正负样本比例不敏感

答案解析

无。

3. **分类模型如何评价** \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit

参考回答

有几个指标:

- 1. Accuracy: 即所有分类正确的样本占全部样本的比例
- 2. Precision: 查准率。
- 3. Recall: 查全率
- 4. **F1-score**: 衡量Precision和Recall之间的联系
- 5. AUC 值为 ROC 曲线所覆盖的区域面积,显然,AUC越大,分类器分类效果越好。

无。

4. 准确率与精准率的区别 ☆ ☆ ☆ ☆ ☆

参考回答

- 1. 指标不一样:准确率是Accuracy;精准率是Precision
- 2. 定义不一样:准确率是所有分类正确的样本占全部样本的比例;精准率是预测是正例的结果中,确实是正例的比例。
- 3. 公式不一样:

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

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

答案解析

无。

5. **AUC的意义和两种计算方法** ☆ ☆ ☆ ☆

参考回答

AUC 值为 ROC 曲线所覆盖的区域面积,显然,AUC越大,分类器分类效果越好。

AUC还有另一个意义:分别随机从正负样本集中抽取一个正样本,一个负样本,正样本的预测值大于负样本的概率。

计算方式一, 计算ROC曲线覆盖的区域面积

计算方式二:根据定义:分别随机从正负样本集中抽取一个正样本,一个负样本,正样本的预测值 大于负样本的概率。根据古典概率模型

$$AUC = rac{\sum (pred_{pos} > pred_{neg})}{positiveNum * negativeNum}$$
 (.)

分母是正负样本总的组合数,分子是正样本大于负样本的组合数

答案解析

无。

6. 讲讲分类,回归,推荐,搜索的评价指标 \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit \diamondsuit

参考回答

1. Accuracy: 即所有分类正确的样本占全部样本的比例

2. Precision: 查准率。

3. Recall: 查全率

4. **F1-score**: 衡量Precision和Recall之间的联系

- 5. AUC 值为 ROC 曲线所覆盖的区域面积,显然,AUC越大,分类器分类效果越好。
- 2. 回归指标(我们在讲损失函数的时候讲过,不再赘述)

有几个指标:

- 1. **均方误差 (MSE)**:
- 2. **均方根误差 (RMSE)**
- 3. MAE(平均绝对误差)
- 4. R Squared
- 3. 推荐任务评价指标:

离线评估 offline evaluation

1. 评分预测

对于评分预测模型:训练数据集训练好数据,测试数据集预测用户对物品的评分。评价指标:MAE和RMSE

2. 对于Top N模型:对排名进行评估。评价指标:准确率,召回率,F1

在线评估 online evaluatuion

1. A/B test

将用户划分为A,B两组,A实验组用户,接受所设计的推荐算法推荐的商品,B对照组用户,接受基线方法推荐的商品。通过对比两组用户的行为来评估推荐算法的性能。

CTR:用户点击率,通过该算法计算出的被点击的项目占推荐项目总数的百分比

CR:用户转化率,用户购买的项目占被点击的项目的比率。

4. 搜索任务评价指标

Accuracy、Precision、Recall、AUC、P-R曲线

答案解析

无。

7. **AB test的原理** $\Diamond \Diamond \Diamond \Diamond \Diamond$

线方法推荐的商品。通过对比两组用户的行为来评估推荐算法的性能。

答案解析

:■ 蒋豆芽

ABTest,简单来说,就是为同一个产品目标制定两个方案(比如两个页面一个用红色的按钮、另一个用蓝色的按钮),让一部分用户使用A方案,另一部分用户使用B方案,然后通过日志记录用户的使用情况,并通过结构化的日志数据分析相关指标,如点击率、转化率等,从而得出那个方案更符合预期设计目标,并最终将全部流量切换至符合目标的方案。

评价指标 牛客博客





没有回复

请留下你的观点吧~

发布

/ 牛客博客,记录你的成长

2021/7/12 评价指标_牛客博客

关于博客 意见反馈 免责声明 牛客网首页

:■ 蒋豆芽