机器学习：sklearn分类报告classification_report()中精确率, 召回率, F1等的含义_JacksonKim的博客-CSDN博客_sklearn分

机器学习：sklearn分类报告classification_report()中精确率, 召回率, F1等的含义

> 🔗 原文链接： https://blog.csdn.net/qq_40765537/a...

一、classification_report简介

def classification_report(y_true, y_pred, labels=None, target_names=None, sample_weight=None, digits=2, output_dict=False)

```
1 print(classification_report(testY, predictions))
```

该函数就是在进行了分类任务之后通过输入原始真实数据（y_true)和预测数据(y_pred)而得到的分类报告，常常用来观察模型的好坏，如利用f1-score进行评判

它的输出是类似下面这样的（该输出结果为对mnist手写数字的分类，共有10类）：

```
1              precision    recall  f1-score   support
2
3           0       1.00      1.00      1.00        44
4           1       0.94      0.98      0.96        48
5           2       0.98      0.98      0.98        44
6           3       1.00      0.89      0.94        44
7           4       0.92      1.00      0.96        56
8           5       0.93      0.96      0.95        57
9           6       0.98      0.96      0.97        48
10          7       1.00      1.00      1.00        42
11          8       0.94      0.91      0.92        33
12          9       0.97      0.91      0.94        34
13
```

```
14      accuracy                           0.96       450
15     macro avg       0.97      0.96      0.96       450
16  weighted avg       0.96      0.96      0.96       450
```

二、各分类指标的含义

要想知道这些数据是怎么算出来的，要先了解一下几个常见的模型评价术语，现在假设我们的分类目标只有两类，计为正例或阳例（positive）和负例或阴例（negtive）分别是：

(1)True positives(TP): 被正确地划分为正例的个数，即实际为正例且被分类器划分为正例的实例数（样本数）；

(2)False positives(FP): 被错误地划分为正例的个数，即实际为负例但被分类器划分为正例的实例数；

(3)False negatives(FN):被错误地划分为负例的个数，即实际为正例但被分类器划分为负例的实例数；

(4)True negatives(TN): 被正确地划分为负例的个数，即实际为负例且被分类器划分为负例的实例数。

实际类别	预测类别			
		是	否	总计
	是	TP	FN	P(实际上为该类的)
	否	FP	TN	N(实际上不是该类的)
		P‘被分类器分为属于该类的	N’被分类器分为不属于该类的	P+N

要注意P = TP + FN 而不是 TP+FP

1.精确率（precision）

precision = TP / (TP + FP)

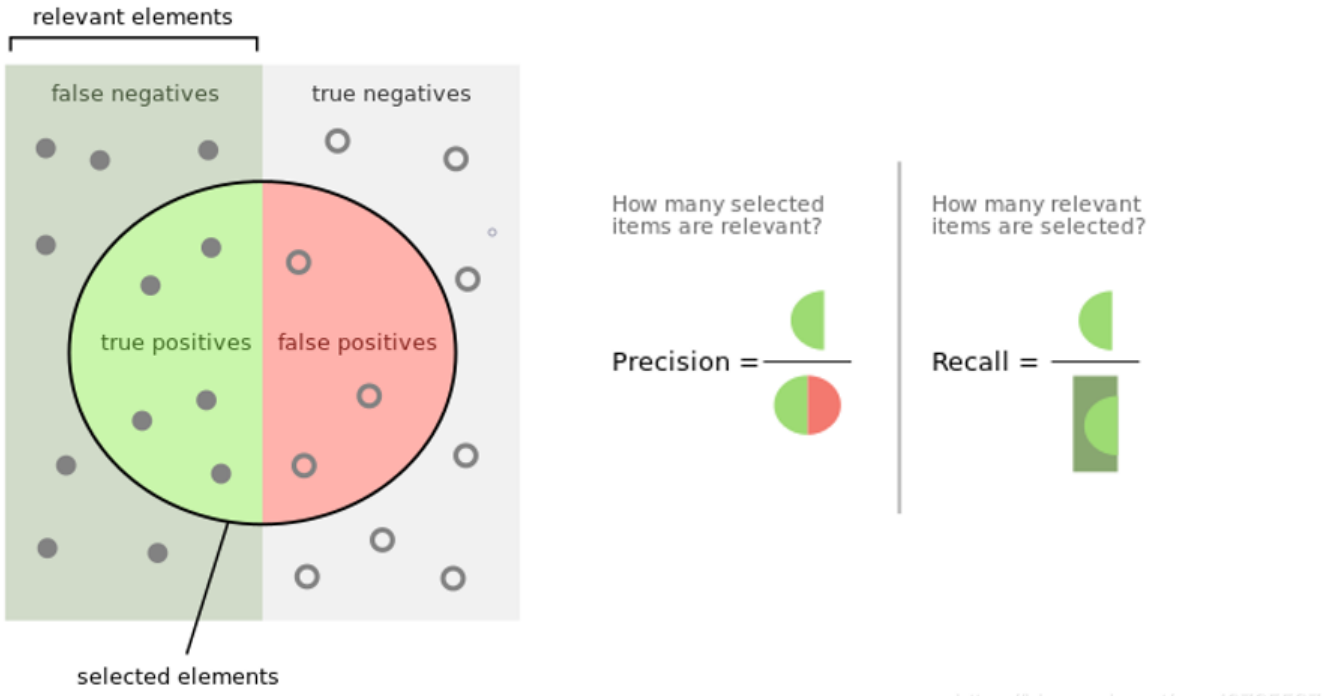
精确率是精确性的指标，表示被分类器正确分为正例的个数(TP)占被分类器分为正例的样本(TP+FP)的比重。

2.召回率（recall）

recall = TP / (TP + FN ） = TP / P

召回率是覆盖面的度量，也就是被分类器正确分为正例的个数(TP)占原始数据中全部正例(TP+FN)的比重。

如果有些难理解，可以看一下下面这张图：



上面relevant elements 可以理解成属于该类的，右半部分就是不属于该类的，其中TP = 5 ， FN = 7，FP = 3 ，TN = 7

所以 precision =TP / (TP + FP) = 5/(5+3) = 0.625

recall =TP / (TP + FN ） = 5/(5+7) = 0.417

3.F1 score

也称为F-beta score

只有当P和R都很高的时候，F1才会高，所以称为调和平均数，F1的取值范围是0到1

按照前面的数值 F1 = 0.50

4.support

支持度，是指原始的真实数据中属于该类的个数

5.accuracy

准确率，这个跟精确率只有一字之差，但实际上有很大的不同，它是指正确分类（不管是正确分为P还是N）的比率

accuray = （TP + TN) / (TP + FP + TN + FN) = (TP + TN) / (P+N)

事实上从字面上看accuray和f1一样都可以作为一个指标评判整个模型，但是accruracy存在一个bug，当数据严重不均衡时， accuracy不起作用，比如我们看X光片，真实数据是：99%都是无病的，只有1%是有病的，假设一个分类器只要给它一张X 光片，它就判定是无病的，那么它的准确率也有99%，乍看很高，然而这个模型根本就不work。

6.宏平均(macro avg) 和微平均(micro avg)

比如不同类别对于precision的宏平均是将各类的precision先算好再对它们求算术平均。

而对于precision的微平均是将所有类中中真阳例先加起来，再除以所有类中的(真阳例+假阳例）。下面是一个例子：

第一类

TP1= 12，FP1=9，FN1=3

Then precision (P1) and recall (R1) will be 57.14 and 80

第二类

TP2= 50，FP2=23 ，FN2=9

Then precision (P2) and recall (R2) will be 68.49 and 84.75

宏平均

Macro-average precision = (P1+P2)/2 = (57.14+68.49)/2 = 62.82

Macro-average recall = (R1+R2)/2 = (80+84.75)/2 = 82.25

微平均

Micro-average of precision = (TP1+TP2)/(TP1+TP2+FP1+FP2) = (12+50)/(12+50+9+23) = 65.96

Micro-average of recall = (TP1+TP2)/(TP1+TP2+FN1+FN2) = (12+50)/(12+50+3+9) = 83.78

微平均在classification_report中只有在多标签分类的时候才会显示，多标签不是指多个类，而是一个样本可能属于两个或以上的类。

7.加权平均(weighted avg)和样本平均(sample avg)

(1)加权平均(weighted avg)：加上每个类的权重，即它的support的大小

精确度P的weighted avg = (P1 * support1 + P2 * support2) / (support1+support2)

(2)样本平均(sample avg): 跟微平均一样， 仅在多标签分类时显示

三、其他评判指标

(1)灵敏度（sensitive）

sensitive = TP/P，表示的是所有正例中被分对的比例，衡量了分类器对正例的识别能力,可以看到召回率与灵敏度是一样的。

（2）特效度（specificity)

specificity = TN/N，表示的是所有负例中被分对的比例，衡量了分类器对负例的识别能力；

参考资料：

https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall

https://en.wikipedia.org/wiki/F1_score

https://www.cnblogs.com/mxp-neu/articles/5316989.html