

# Recall and Precision

## # 定义

	Predict +	Predict -
Ground Truth +	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Ground Truth -	False Positive (FP)	True Negative (TN)

**Recall** =  $\frac{TP}{TP+FN} = \frac{TP}{GTP}$  = **TPR** (召回率：原有的对的实例中判断正确率) 召回率高意味可以找到图片中更多的物品

**FNR** = 1 - Recall(漏报率)

**FPR** =  $\frac{FP}{FP+TN}$  (误报率)

**Precision** =  $\frac{TP}{TP+FP} = \frac{TP}{PreP}$  (精度：判断对的实例的准确率)

## # 组合

### Cost

类似于地震的事件检测系统经常使用 **FNR** 和 **FPR** 的加权线性组合

在地震的例子中：

**FNR** 的权重 ：地震了而没有预测出来，这个代价就不仅仅是经济上的了，还可能会有人员伤亡等。

FPR 的权重：预测地震而实际没有的话，这个代价可能是为了预防地震而采取的行动，人员疏散以及随之带来的经济损失

$$\text{Cost} = C_{\text{FP}} \times \text{FPR} + C_{\text{FN}} \times \text{FNR}$$

## F-Score

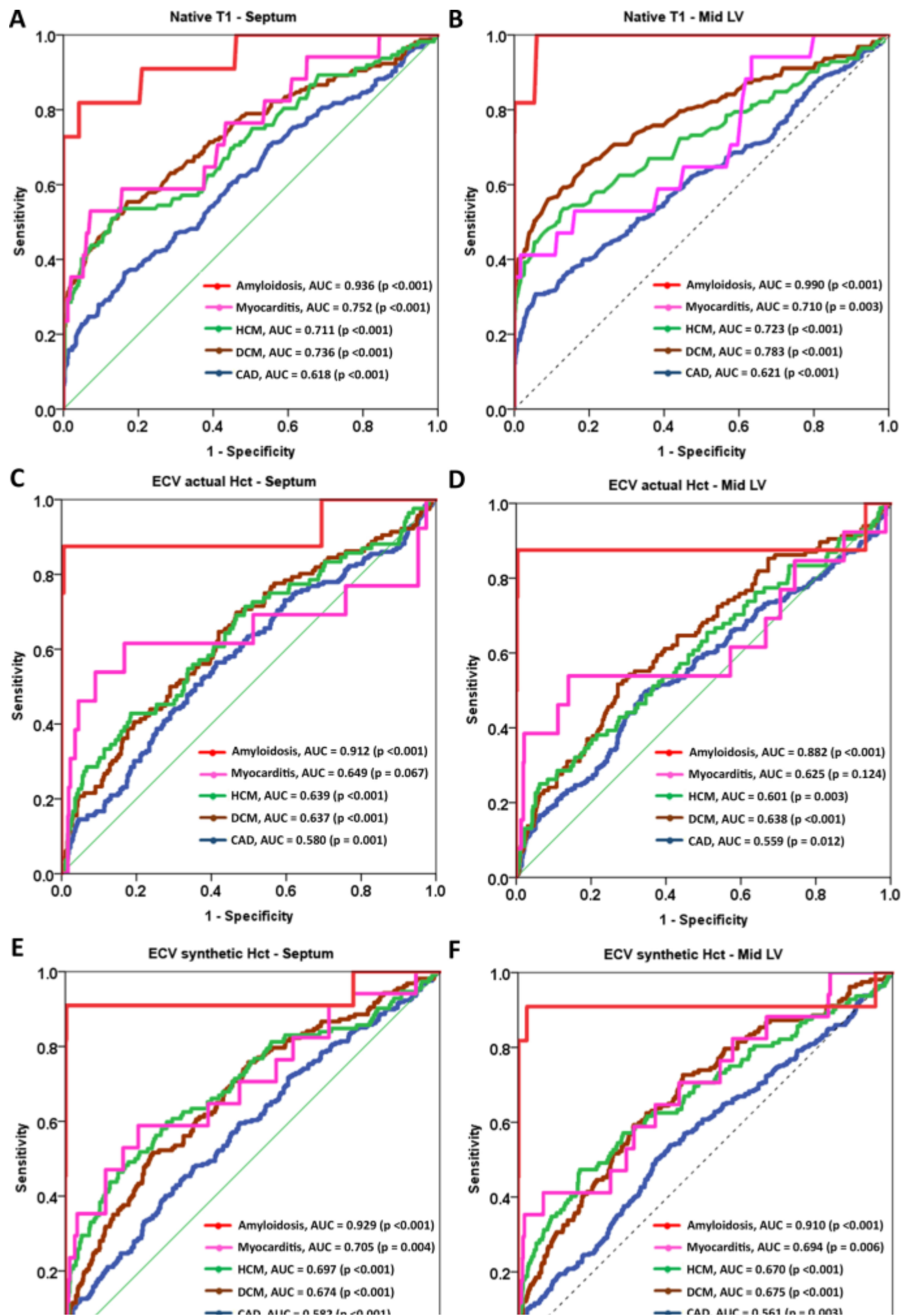
在信息检索中经常用到 F-Score, 是 Recall 和 Precision 的调和平均

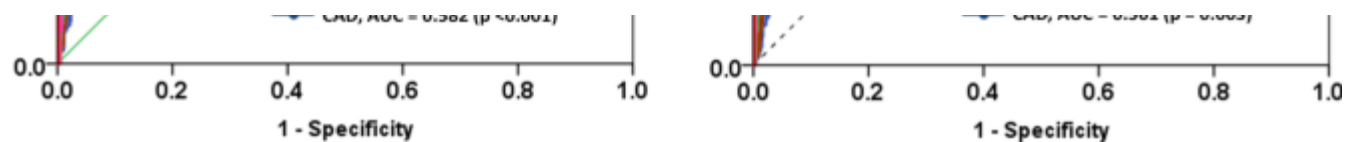
$$F_{\beta} = \frac{(\beta^2 + 1)P R}{\beta^2 P + R}$$

其中的特例  $F_1 = \frac{2P R}{P + R}$

## ROC 曲线

ROC 曲线为我们取不同阈值时的不同二分类结果的 (TPR, FPR) 的若干点对的曲线图

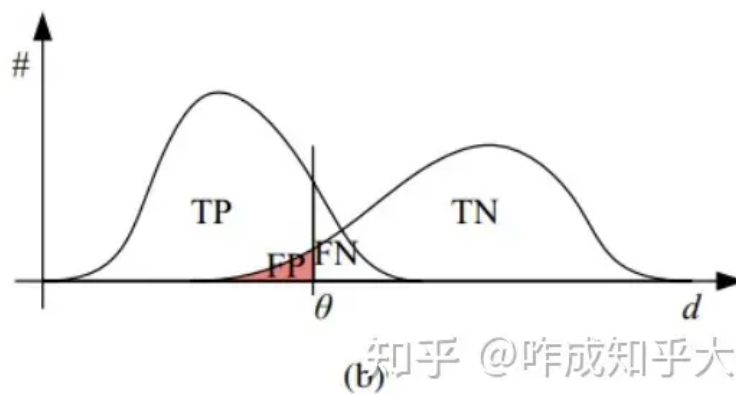
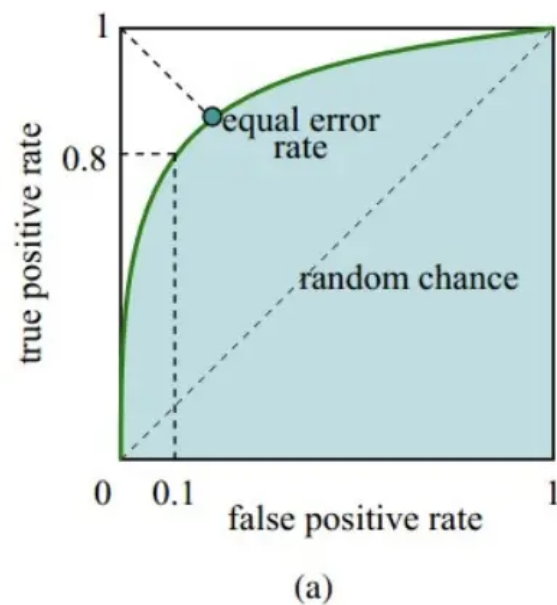




## AUC

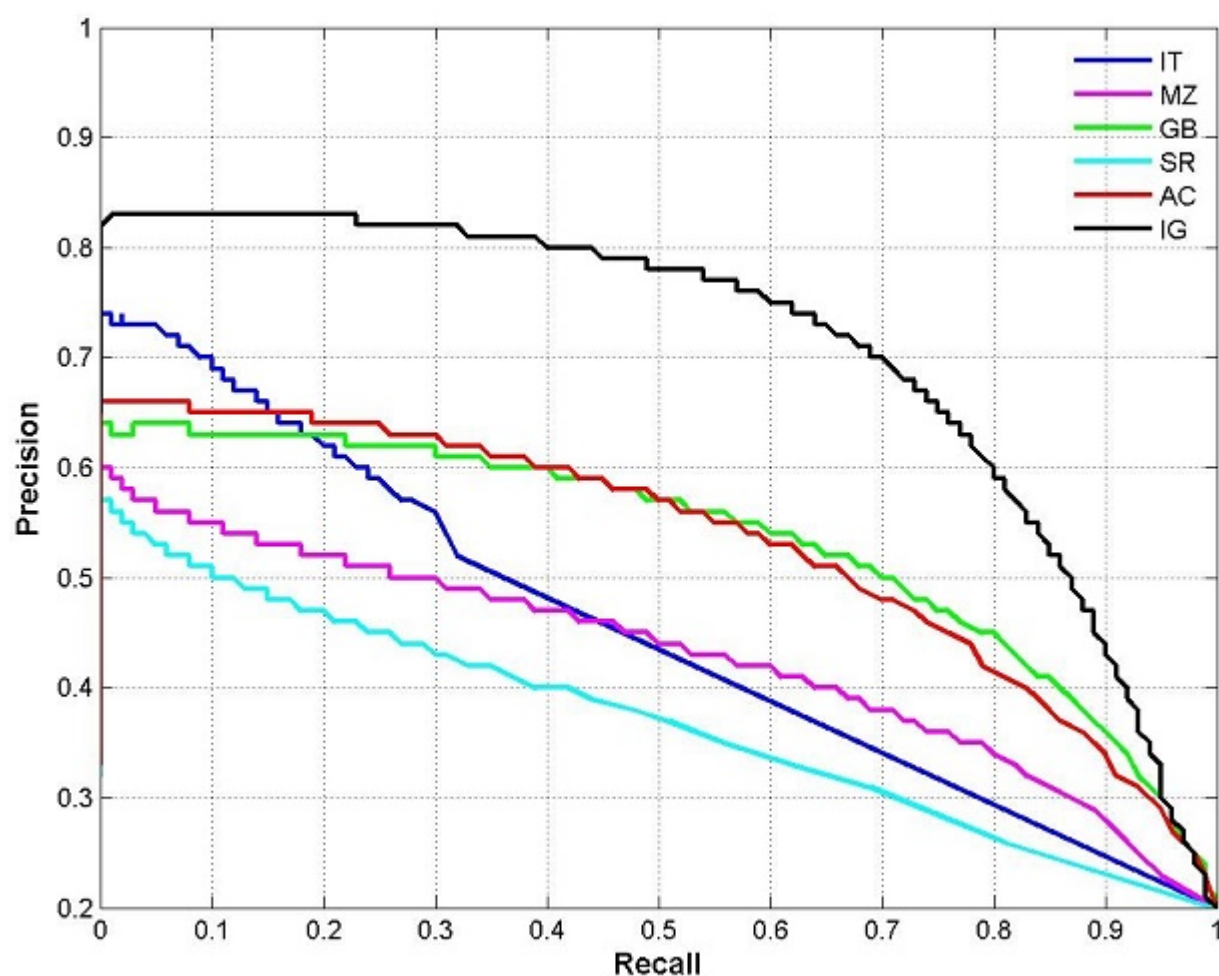
AUC 是分类的重要评估指标, **AUC值越大预测准确率越高**。

AUC (Area Under Curve) 被定义为ROC曲线下与坐标轴围成的面积。



## PR 曲线

和 ROC 曲线同理，我们使用 (Recall, Precision) 点对画图得到 PR 曲线



## AP

AP 同 AUC 意义，就是曲线下面积

$$AP = \int_0^1 P(R) dR$$

我猜可以使用辛普森积分法？

## 人脸识别中的组合的想法

我认为在人脸识别中 **Precision** 是最重要的指标，对于 **Recall** 如果召回率较低的缺陷可以通过多次检测来一定程度上弥补，但如果 **Precision** 过低，会造成数据，经济等的严重的泄露损失

我的想法是应该在 PR 图像上找到 **Precision** 的最靠右的最大值点

## 任务5

对于目标检测任务来说，如果我们不关注边界框的proposal，模型的输入、输出、训练会有什么问题，有哪些弊端？

我认为如果不关注边界框的proposal，模型的输出就会变为所有输入的边界框统计意义上的分布，最终很有可能只得到趋于一个几何意义上的平衡点，导致最终模型失去效力。