在现实任务中常会遇到这样的情况:不同类型的错误所造成的后果不同.例如在医疗诊断中，错误地把患者诊断为健康人与错误地把健康人诊断为患者，看起来都是犯了"一次错误"但后者的影响是增加了进一步检查的麻烦，前者的后果却可能是丧失了拯救生命的最佳时机;再如，门禁系统错误地把可通行人员拦在门外，将使得用户体验不佳，但错误地把陌生人放进门内，则会造成严重的安全事故.为权衡不同类型错误所造成的不同损失，可为错误赋予"非均等代价" (unequal cost). 以二分类任务为例，我们可根据任务的领域知识设定一个"代价矩阵" (cost matrix) ，如下表，其中 costij 表示将第 i 类样本预测为第 j 类样本的代价.一般来说，costii=0;若将第0类判别为第1类所造成的损失更大，则 cost01 > cost10; 损失程度相差越大， cost01 与 cost 10 值的差别越大.

| **二分类代价矩阵** | | **预测类别** | |
|---|---|---|---|
| | | 第0类 | 第1类 |
| 真实类别 | 第0类 | 0 | cost01 |
| | 第1类 | cost10 | 0 |

回顾前面介绍的一些性能度量可看出，它们大都隐式地假设了均等代价，例如下式所定义的错误率是直接计算"错误次数"，并没有考虑不同错误会造成不同的后果.在非均等代价下，我们所希望的不再是简单地最小化错误次数，而是希望最小化"总体代价" (totalcost).若将上表中的第0类作为正类 、第1类作为反类，令D+与D-分别代表样例集D的正例子集和反例子集，则"代价敏感"(cost-sensitive) 错误率为

$$E(f;D;\cos t)=\frac{1}{m}\left(\sum_{x_i\in D^+} 1\left(f\left(x_i\right)\neq y_i\right)\times\cos t_{01} \quad +\sum_{z_i\in D^-} \mathrm{I}\left(f\left(x_i\right)\neq y_i\right)\times\cos t_{10}\right)$$

类似的，可给出基于分布定义的代价敏感错误率，以及其他一些性能度量如精度的代价敏感版本.若令costij中的4 、j取值不限于0 、1，则可定义出多分类任务的代价敏感性能度量.

在非均等代价下，ROC曲线不能直接反映出学习器的期望总体代价，而"代价曲线" (cost curve) 则可达到该目的.代价曲线图的横轴是取值为 [0 ， 1]的正例概率代价

$$P(+)\cos t=\frac{p\times\ \text{cast}_{\ 01}}{p\times\cos t_{01}+(1-p)\times\cos t_{10}}$$

其中 p 是样例为正例的概率;纵轴是取值为 [0 ， 1] 的归一化代价

$$\mathrm{cost}_{\mathrm{norm}}=\frac{\mathbb{F}\mathrm{NR}\times p\times\cos t_{01}+\mathrm{FPR}\times(1-p)\times\cos t_{10}}{p\times\cos t_{01}+(1-p)\times\cos t_{10}}$$

其中FPR( $\mathrm{FPR}=\frac{FP}{TN+FP}$ )是定义的假E例率，FNR==1-TPR( $\mathrm{TPR}=\frac{TP}{TP+FN}$ )是假反例率.代价曲线的绘制很简单:ROC曲线上每...点对应了代价平面上的二条线段7设ROC曲线上点的坐标为(TPR,FPR)，则可相应计算出FNR，然后在代价平面上绘制一条从(O，FPR)到(I，FNR)的线段，线段下的面积即表示了该条件下的期望总体代价;如此将 ROC 曲线土的每个点转化为代价平面上的一条线段，然后取所有线段的下界，围成的自积即为在所有条件下学习器的期望总体代价，如下图.