非均衡分类问题

从准确度悖论谈起

小胖

目录

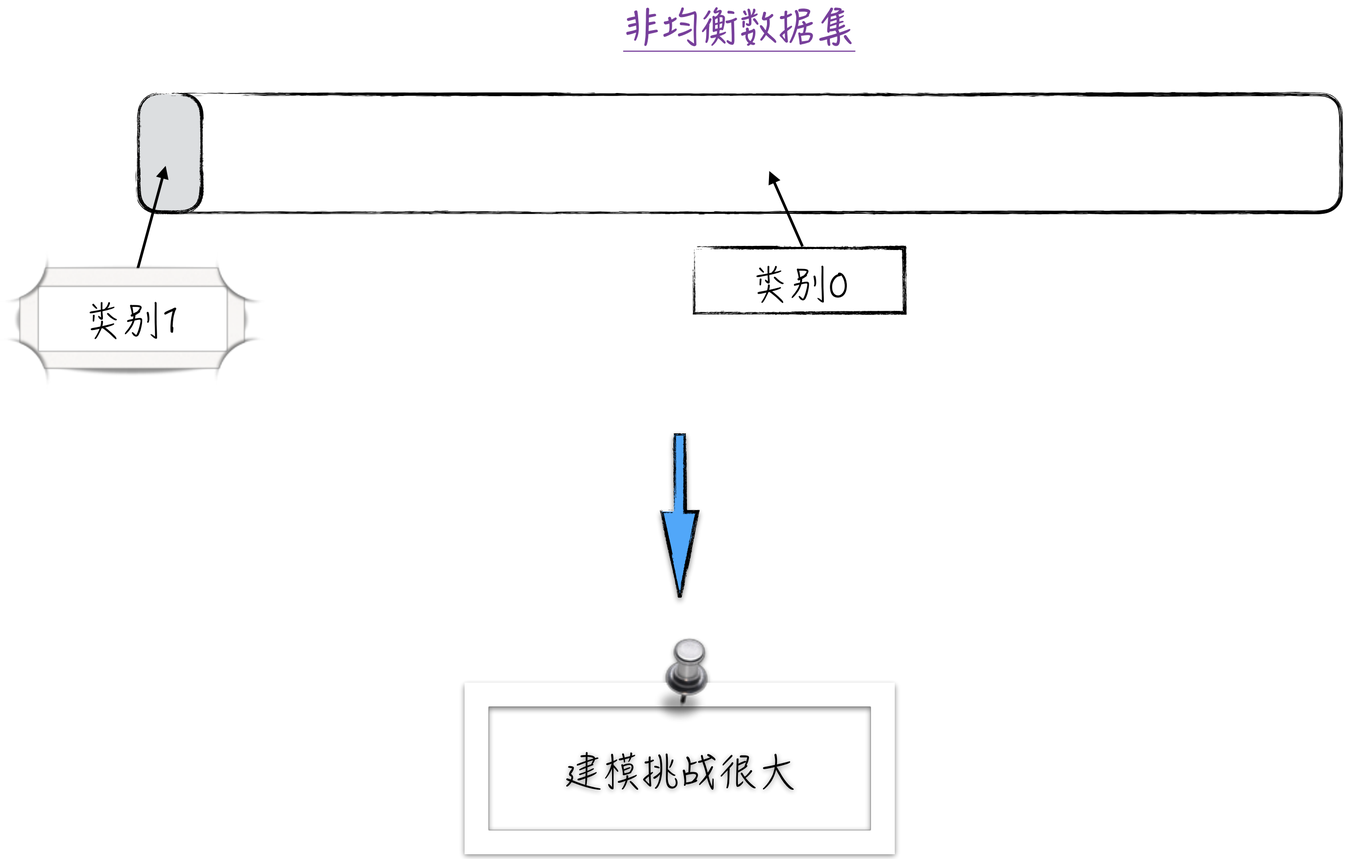
非均衡数据集

指标定义

各类别占比差别很大的数据集就是**非均衡数据集**

- 在实际的应用中，会经常遇到非均衡数据集，比如信贷、反欺诈、广告预测等
- 对于多元分类问题，如果使用OvR策略，也容易引发“潜在的”非均衡数据集

非均衡数据集会给**模型搭建带来困难**



非均衡数据集

准确度定义

准确度 = 预测准确的样本数 / 全体样本数

这个看似很直观的评估指标在面对非均衡分类问题时会严重失真

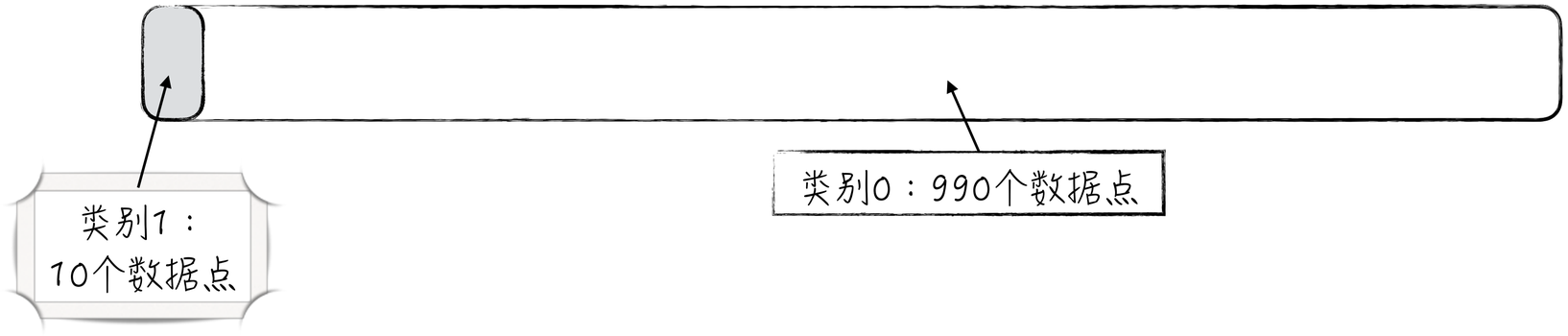
		真实值	
		1	0
预测值	1	真阳性（true positive） TP	伪阳性（false positive） FP
	0	伪阴性（false negative） FN	真阴性（true negative） TN

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

非均衡数据集

准确度悖论

非均衡分类问题



准确度悖论：
模型A比模型B更好？

模型A		真实值	
		1	0
预测值	1	0	0
	0	10	990

模型B		真实值	
		1	0
预测值	1	9	90
	0	1	900

$$ACC(A)=\frac{990+0}{990+10+0+0}=99\%$$

$$ACC(B)=\frac{900+9}{900+90+9+1}=90.9\%$$

非均衡数据集

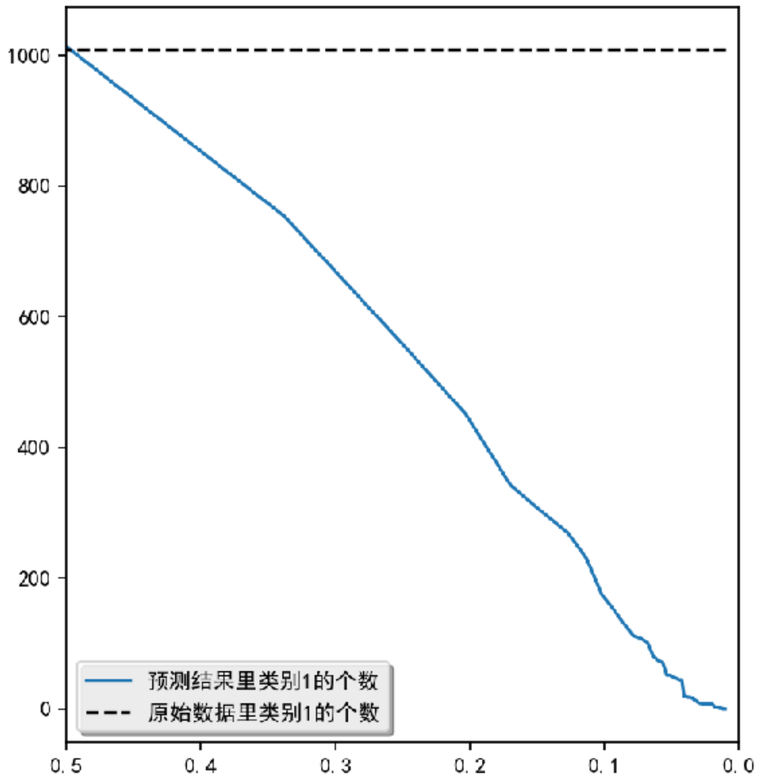
对建模的影响

$$y = \begin{cases} 1, & x_1 - x_2 + \varepsilon > 0 \\ 0, & else \end{cases}$$

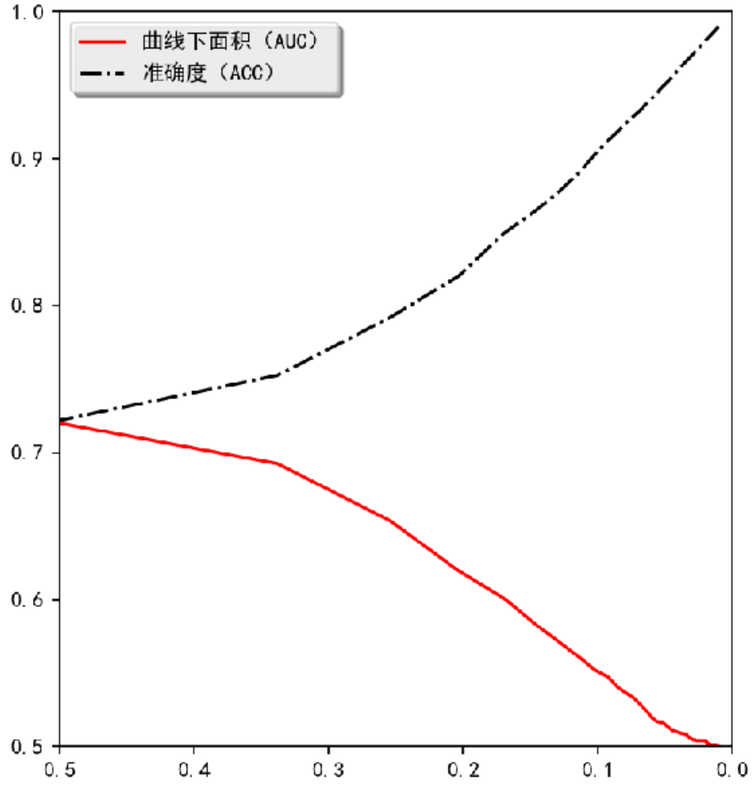
→ ε是随机扰动项，服从逻辑分布 → y，x1，x2完美服从逻辑回归模型的假设

使用逻辑回归模型对数据进行建模

- 虽然y，x1，x2之间完美服从逻辑回归模型的假设，但数据越不均衡，模型效果越差
- 当面对非均衡数据集时，准确度这个评估指标会严重失真



类别1所占比例



类别1所占比例

目录

解决办法

数学原因

h(Xi)靠近1，预测结果为类别1；
反之预测结果为0

逻辑回归的参数估计公式：

$$h(\boldsymbol{X}_i) = {}^{1}/_{(1 + e^{-\boldsymbol{X}_i\boldsymbol{\beta}})}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \operatorname{argmin}_{\boldsymbol{\beta}} \sum_i -y_i \ln h(\boldsymbol{X}_i) - (1 - y_i) \ln[1 - h(\boldsymbol{X}_i)]$$

非均衡数据集：

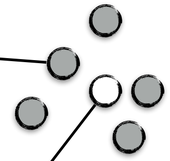
类别1少，类别0多

数据分布：

h(X)靠近0

每个点的权重都等于1

$-\ln[1 - h(X)]$



类别0

类别1

h(X)靠近1

$-\ln h(X)$

$$X_1 \approx X_2 \approx \ldots \approx X_6 \approx X$$

模型训练结果：

$$h(X) \approx 0$$

“牺牲”类别1，“迁就”类别0；
模型预测结果几乎都为类别0

解决办法

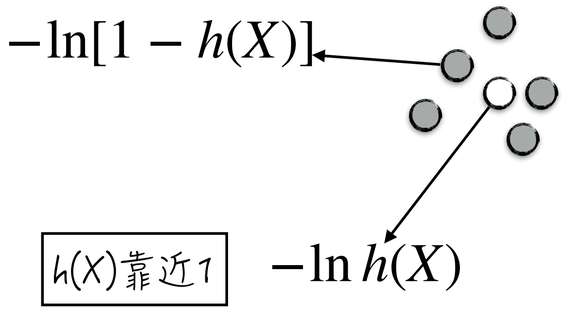
调整类别权重

每个点的权重都等于1

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \text{argmin}_{\boldsymbol{\beta}} \sum_i -y_i \ln h(\boldsymbol{X_i}) - (1 - y_i) \ln[1 - h(\boldsymbol{X_i})]$$

h(X)靠近0

每个点的权重都等于1



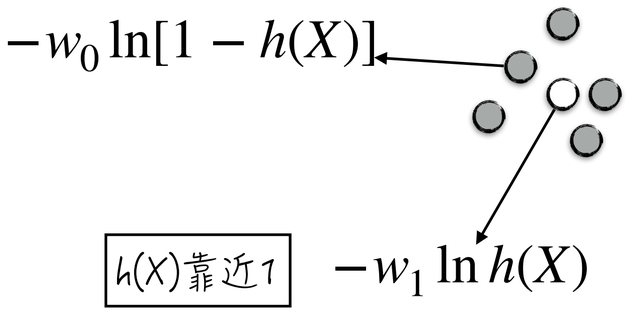
h(X)靠近1

类别0

类别1

h(X)靠近0

调整不同类别的权重



h(X)靠近1

类别0

类别1

$w_1 > w_0$

调整不同类别的权重

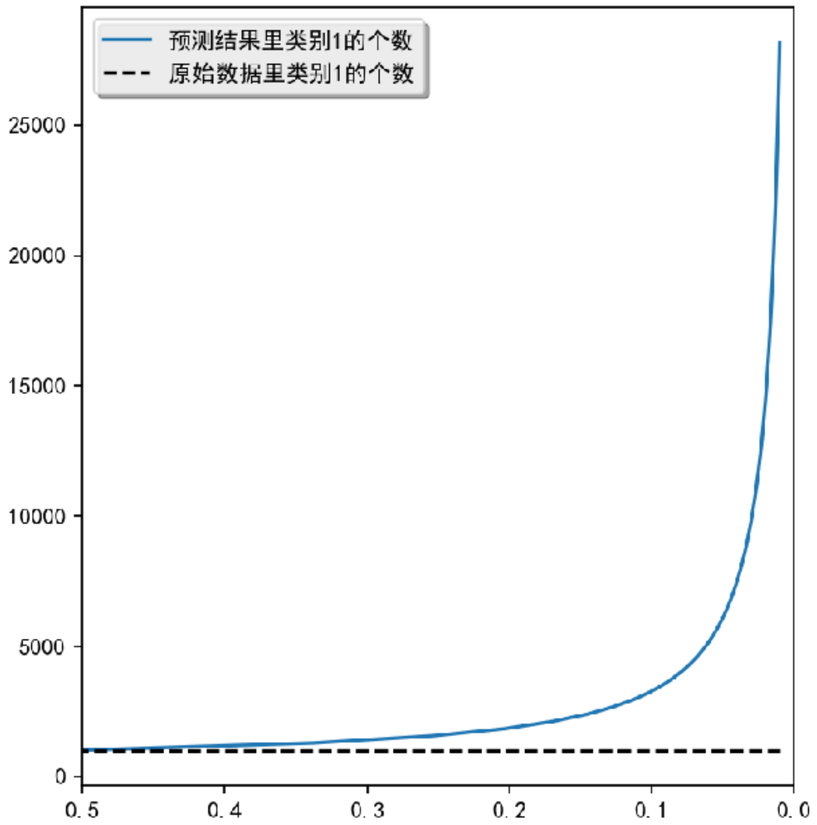
修正逻辑回归的损失函数

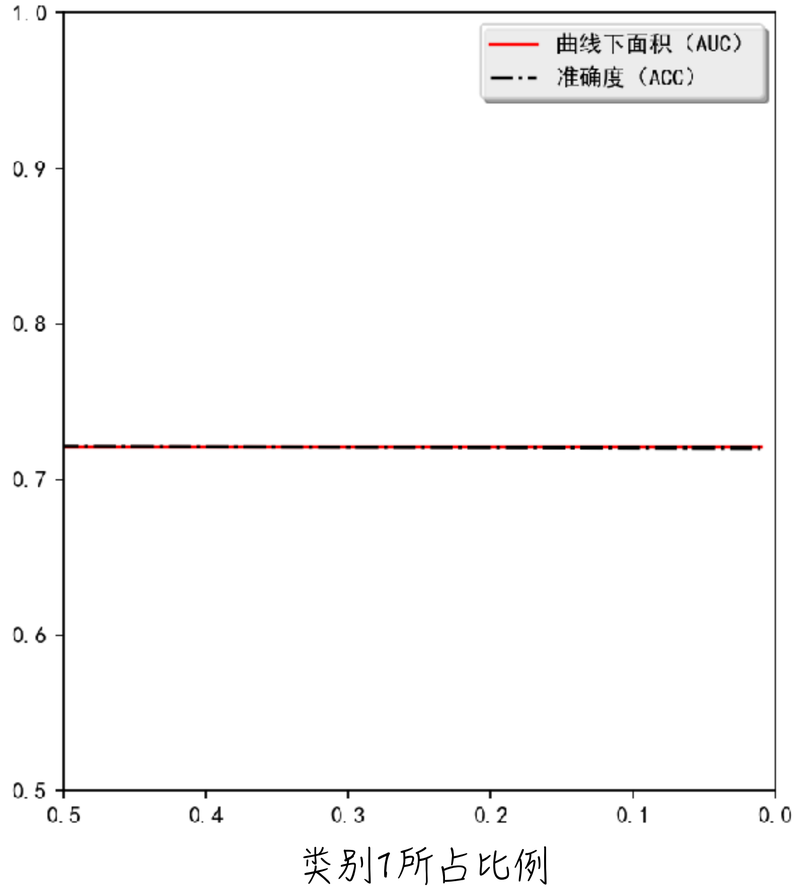
$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \text{argmin}_{\boldsymbol{\beta}} \sum_i -w_1 y_i \ln h(\boldsymbol{X_i}) - w_0 (1 - y_i) \ln[1 - h(\boldsymbol{X_i})]$$

解决办法

调整类别权重

平衡类别权重后的模型效果





目录

THANK YOU