

原文链接: [2310.04078 \(arxiv.org\)](https://arxiv.org/abs/2310.04078)

原文讲的已经相当通俗易懂, 这里只对重点脉络稍作总结。

PU方法解决的是一类特殊的分类问题, 面对训练集只有正样本与未标记样本的分类问题, 这与之前的OOD分类问题非常相似。

传统PU方法与之前一篇将使用野生数据集训练OOD检测模型思路很像, 都是尝试从未标记样本中构造出模拟OOD (负样本) 的数据, 然后将半监督学习转为监督学习。但是PU和以前的方法中都存在一个缺陷, 那就是构造样本时通常都选择使用概率分数之类的指标筛选样本, 选出数据, 这样的选择策略选出的样本带有一定偏差性, 并不是完全随机的, 最后对模型的鲁棒性产生影响。

在这种情况下, 可以考虑一种全新的思路--并不仅仅关注最后模型的输出, 同时把模型训练过程中对各个样本点的预测纳入考虑, 这样得到每个数据点在整个训练过程中输出的变化并综合考虑, 最后给出预测结果。

整体方法步骤:

- 预训练预测模型输出样本点概率分数。训练过程中采取随机取样策略--每次训练从标记正样本中随机选取一部分, 然后从未标记样本中随机选取一部分直接作为负样本, 然后进行训练。
- 训练之后, 记录模型对输入样本点在预测过程中每一轮的预测分数变化并记录。
- 使用Mann-Kendall测试对所有样本点的预测过程算出趋势分数, 计算过程:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sign}(x_j - x_i)$$

其中sign是提取符号函数。

- 使用fisher准则找出合适的阈值, 将样本划分为正负样本。

fisher具体资料可查文献。