

第16章 不平衡数据问题及处理

《Python数据科学:技术详解与商业实践》

讲师:Ben

自我介绍

- 天善商业智能和大数据社区 讲师 -Ben
- 天善社区 ID Ben_Chang
- https://www.hellobi.com 学习过程中有任何相关的问题都可以提到技术社区数据挖掘版块。

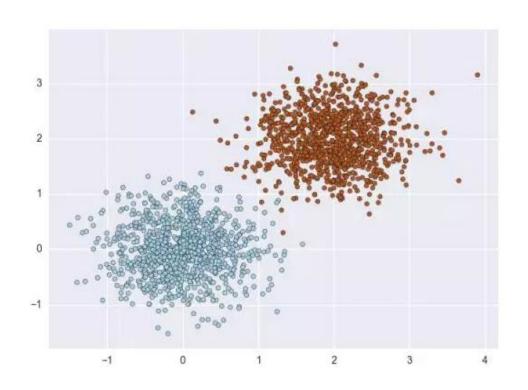


主要内容

- •不平衡分类概述
- •欠采样法
- •过采样法
- •综合采样

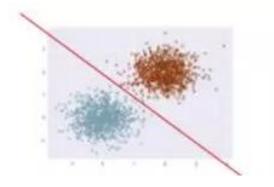


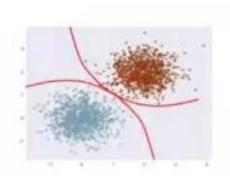
以往学习的算法:

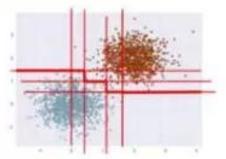


在以上章节中均认为数据是对称分布的,即正负样本的数量相当。这样可以把注意力集中特定算法上,而不被其它问题干扰。

分类算法的目标是尝试学习出一个能够分辨二者的分离器(分类器)。根据不同的数学、统计或几何假设,达成这一目标的方法很多:



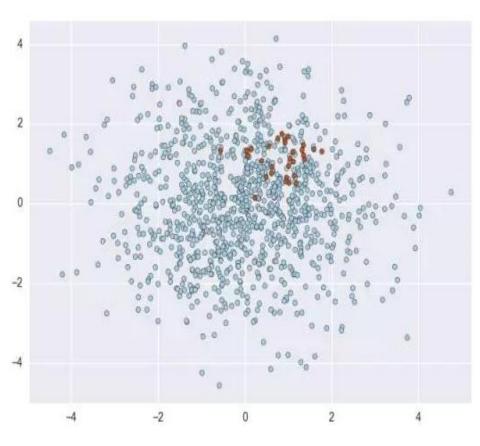






不平衡分类数据

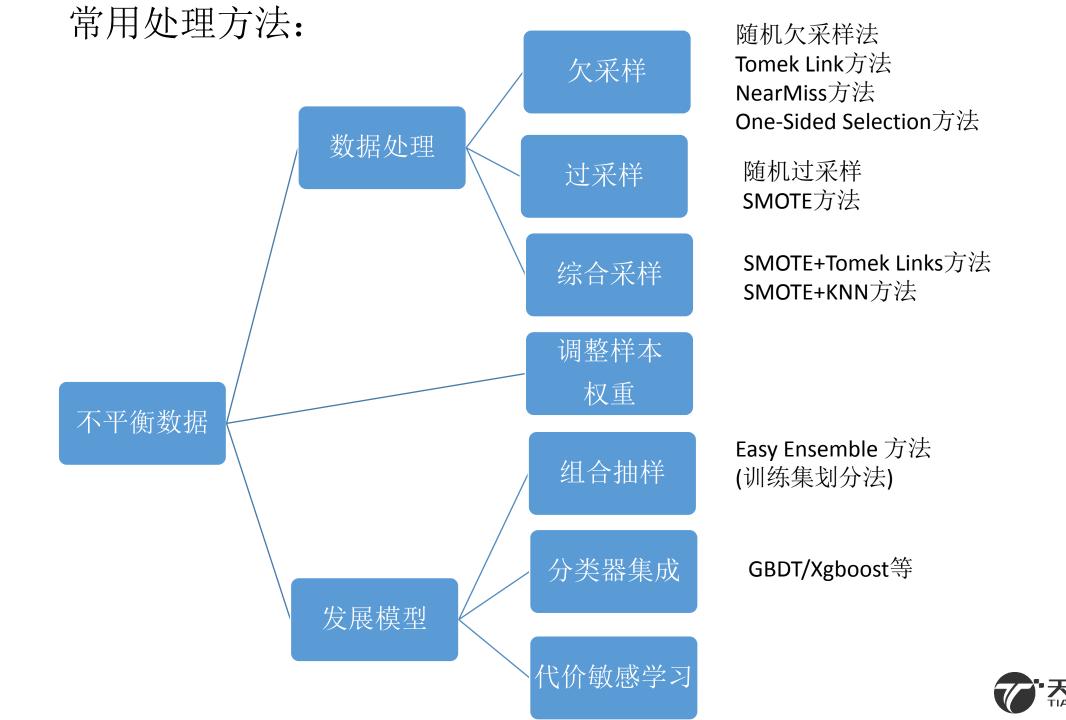
然而,当你开始面对真实的、未加工过的数据时,你会马上注意到,这些数据要嘈杂且不平衡得多。真实数据的散点图看起来更像是这样的:



对于不平衡类的研究通常认为「不平衡」意味着少数类只占 10% 到 20%。而在现实中,数据库甚至能够比上面的例子更加不平衡。以下是一些例子:

- •每年,约 2% 的信用卡账户是伪造的 (多数的欺诈检测领域是极其不平衡的);
- •针对某一病征的医学筛查通常涵盖了许多 没有此病征的人,以检查出少数患者(例: 美国的 HIV 感染率约为 0.4%);
- •每年, 硬盘驱动器故障的发生率约为 1%;
- •在线广告的转化率在 **10**^-3 到 **10**^-6 的范围 区间内;
- •工厂的产品缺陷率一般在 0.1% 左右。





数据处理方法的全流程:



此处的原始数据是指总体或者随机抽样出来的数据,不能根据被研究能根据被研究变量分层抽样。

使用训练数据集 建模

• 训练数据集是 经过欠抽样、 过抽样等处理 过的数据集。

使用验证数据集 评估模型

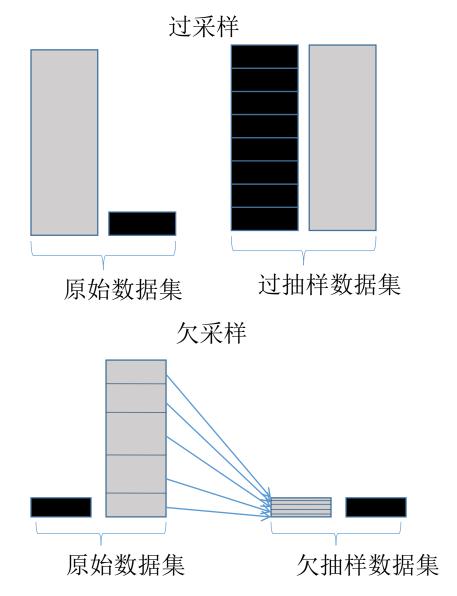
• 验证数据集的 被解释变量的 分布与原始分 布一致。

注意事项:

- 1、评估指标:使用精确度(Precise Rate)、召回率(Recall Rate)、Fmeasure或ROC曲线、准确度召回曲线(precision-recall curve);不要使用准确度(Accurate Rate)
- 2、不要使用模型给出的标签,而是要概率估计;得到概率估计之后,不要盲目地使用0.50的决策阈值来区分类别,应该再检查表现曲线之后再自己决定使用哪个阈值。



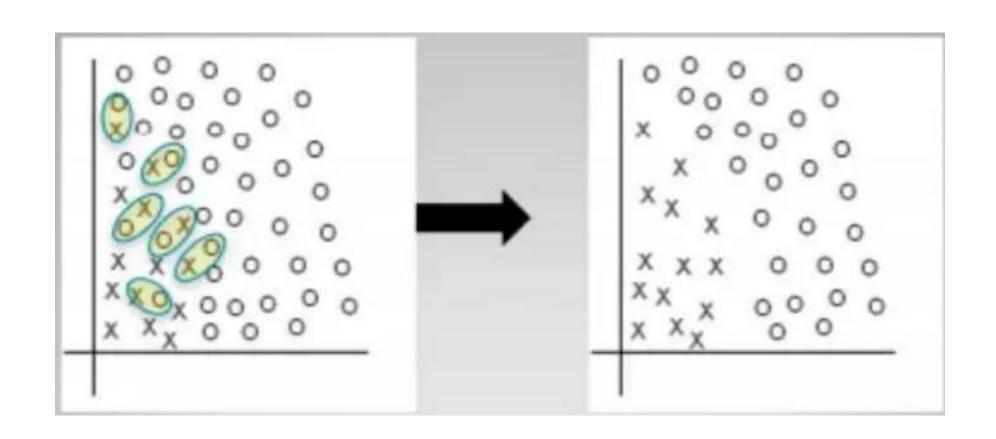
随机过抽样与欠抽样



过采样会随机复制少数样例以增大它们 的规模。欠采样则随机地少采样主要的 类。一些数据科学家(天真地)认为过 采样更好,因为其会得到更多的数据, 而欠采样会将数据丢掉。但请记住复制 数据不是没有后果的——因为其会得到 复制出来的数据,它就会使变量的方差 表面上比实际上更小。而过采样的好处 是它也会复制误差的数量:如果一个分 类器在原始的少数类数据集上做出了一 个错误的负面错误,那么将该数据集复 制五次之后,该分类器就会在新的数据 集上出现六个错误。相对地, 欠采样会 让独立变量(independent variable)的 方差看起来比其实际的方差更高。

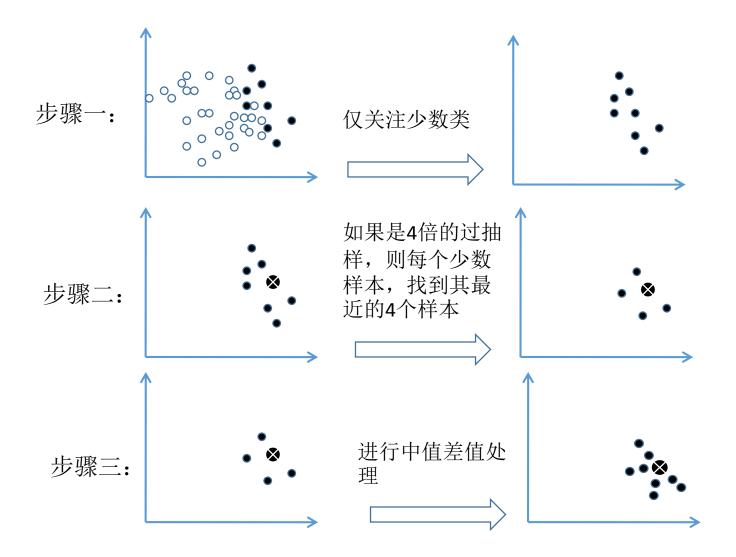


欠采样: Tomek Link方法



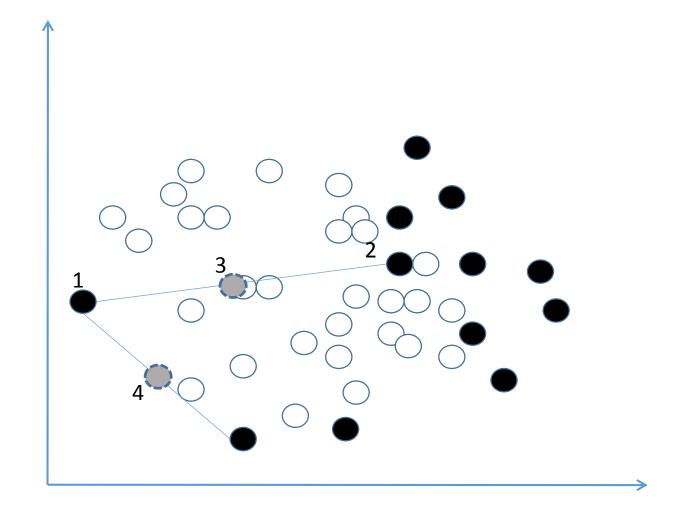


过采样: SMOTE方法的实现



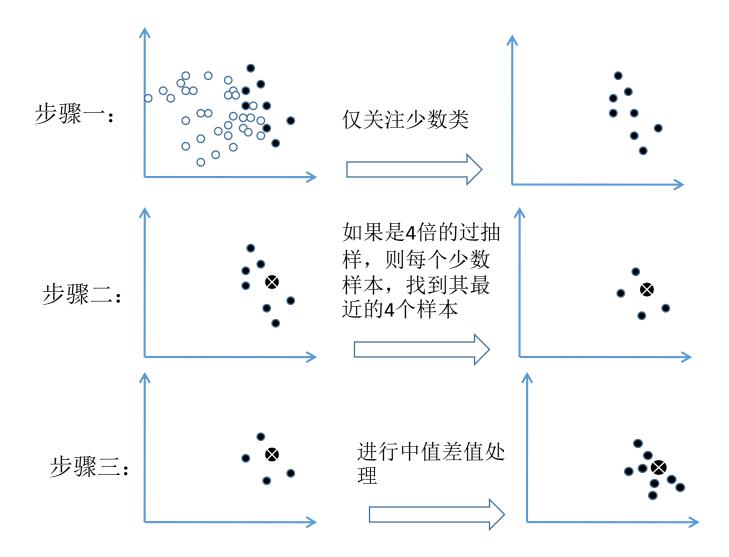


过采样: SMOTE方法的问题



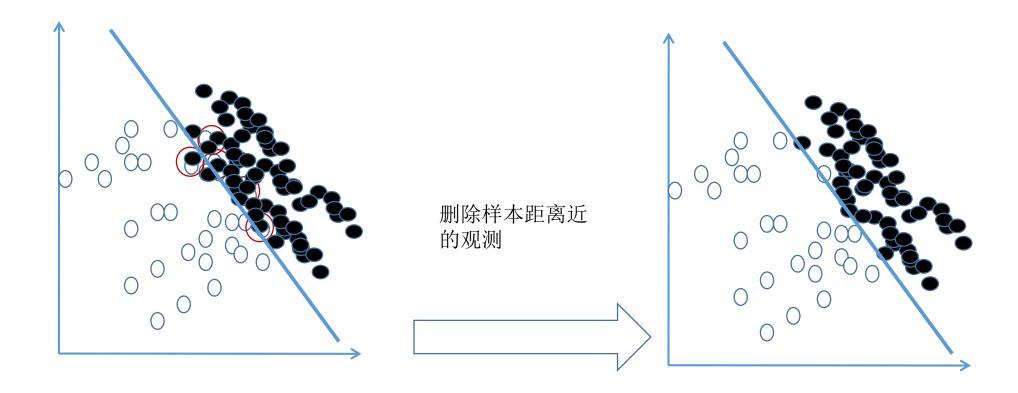


综合采样





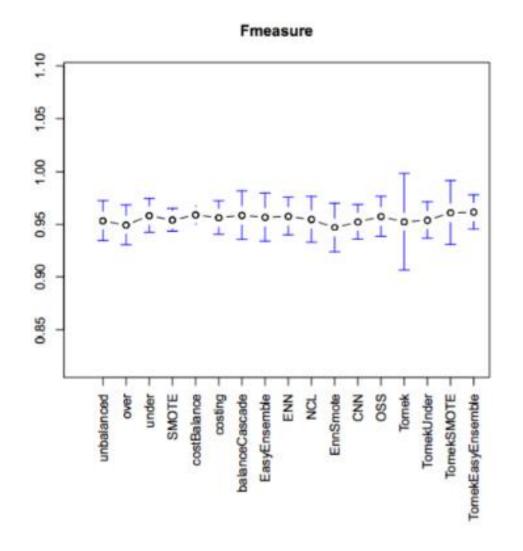
综合采样

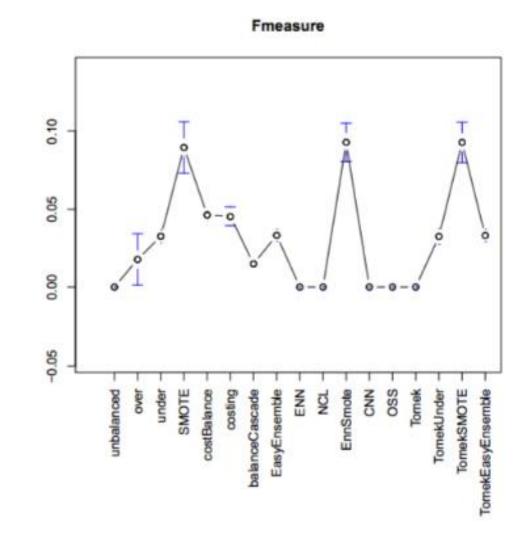


步骤四:



只有检验才能知道





UCI breast cancer dataset

Atos fraud dataset



更多商业智能BI和大数据精品视频尽在 www.hellobi.com



















BI、商业智能 数据挖掘 大数据 数据分析师 Python R语言 机器学习 深度学习 人工智能 Hadoop Hive Tableau BIFE FTI 数据科学家 **PowerBI**

