

【机器学习】Bootstrap详解



关注他

● 你经常看 TA 的内容

Bootstrap简介

Bootstrap方法是非常有用的一种统计学上的估计方法,是斯坦福统计系的教授Bradley Efron (我曾有幸去教授办公室约谈了一次)在总结、归纳前人研究成果的基础上提出一种新的非参数统计方法。Bootstrap是一类非参数Monte Carlo方法,其实质是对观测信息进行再抽样,进而对总体的分布特性进行统计推断。

因为该方法充分利用了给定的观测信息,不需要模型其他的假设和增加新的观测,并且具有稳健性和效率高的特点。1980年代以来,随着计算机技术被引入到统计实践中来,此方法越来越受欢迎,在机器学习领域应用也很广泛。

首先,Bootstrap通过重抽样,可以避免了Cross-Validation造成的样本减少问题,其次,Bootstrap也可以用于创造数据的随机性。比如,我们所熟知的随机森林算法第一步就是从原始训练数据集中,应用bootstrap方法有放回地随机抽取k个新的自助样本集,并由此构建k棵分类回归树。

具体讲解

下面我们用一个例子具体介绍bootstrap的原理和用法:

假设我们有两个金融资产X和Y,我们现在想要合理配置这两个资产,使得其资产组合的风险最小。也就是找到一个 α ,使得 $Var(\alpha X + (1-\alpha)Y)$ 最小。这个问题几十年前马尔可维茨已经在其投资组合理论里给出了解答,最优的 α 表达式如下:

$$\alpha = \frac{\sigma_Y^2 - \sigma_{XY}}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 - 2\sigma_{XY}},$$

where $\sigma_X^2 = \text{Var}(X), \sigma_Y^2 = \text{Var}(Y), \text{ and } \sigma_{XY} = \text{Cov}(X, Y).$

但是现实生活中实际上我们并不知道 σ_X^2, σ_Y^2 以及 σ_{XY} 的值,故而只能通过X和Y的一系列样本对其进行估计。并用估计值 σ_X^2, σ_Y^2 以及 σ_{XY}^2 代替 σ_X^2, σ_Y^2 以及 σ_{XY} 插入公式:

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{\sigma}_Y^2 - \hat{\sigma}_{XY}}{\hat{\sigma}_X^2 + \hat{\sigma}_Y^2 - 2\hat{\sigma}_{XY}}.$$

所以我们唯一的任务就是合理地估计 σ_X^2, σ_Y^2 以及 σ_{XY}^2 ,传统方法中我们一般会考虑直接使用样本方差(sample variance)去估计 σ_X^2, σ_Y^2 以及 σ_{XY} 的值,**然而自从有了Bootstrap之后,我们有了另一种方法与途径,可以更好地去做估计总体的分布特性,即不仅可以估计** α **,还可以估计** α **的方差、中位数等值。**下面就讲讲Bootstrap究竟是如何做到这一点的:

Bootstrap步骤:

- 1. 在原有的样本中通过重抽样抽取一定数量(比如100)的新样本,重抽样(Re-sample)的意思就是有放回的抽取,即一个数据有可以被重复抽取超过一次。
- 2. 基于产生的新样本, 计算我们需要估计的统计量。

在这例子中,我们需要估计的统计量是lpha,那么我们就需要基于新样本的计算样本方差、协方差的值作为 $\hat{\sigma}_{Y}^2$, $\hat{\sigma}_{Y}^2$ 以及 $\hat{\sigma}_{XY}^2$,然后通过上面公式算出一个 \hat{lpha}

3. 重复上述步骤n次 (一般是n>1000次)。

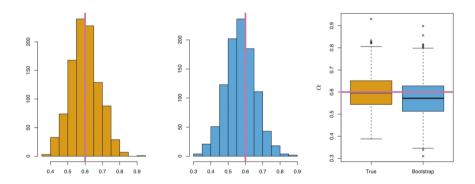
在这个例子中,通过n次(假设n=1000),我们就可以得到1000个 $lpha_i$ 。也就是 $lpha_1,lpha_2,\cdots,lpha_{1000}$ 。

4. 最后,我们可以计算被估计量的均值和方差(不用关注最后的具体数值,这与原本的样本有关):

$$\bar{\alpha} = \frac{1}{1,000} \sum_{r=1}^{1,000} \hat{\alpha}_r = 0.5996,$$

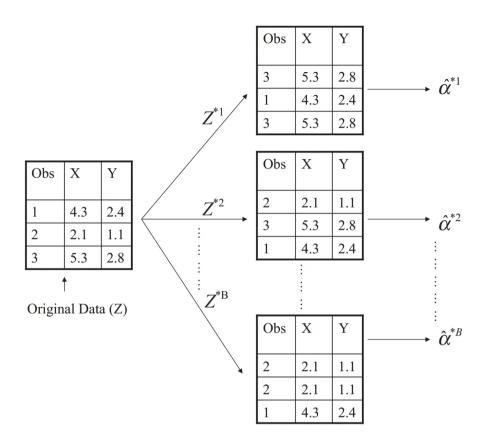
$$\sqrt{\frac{1}{1,000-1}\sum_{r=1}^{1,000} (\hat{\alpha}_r - \bar{\alpha})^2} = 0.083.$$

我们发现,通过Bootstrap方法我们竟然不仅可以估计 α 的值(这点普通方法也可以很容易做到),还可以估计 α 的accuracy也就是其Standard Error。这可是只利用原有的样本进行一次估计所做不到的。那么Bootstrap对于分布特性的估计效果究竟如何呢?请看下图:



左边是真实的 α 分别,右边则是基于bootstrap方法得到的1000个 α 的分布,可以看到,二者是比较相近的,也就是说Bootstrap有着不错的估计效果。而且当重复次数增多,Bootstrap的估计效果会更好。

不仅是 α 的标准差,如果我们想要估计 α 的中位数、分位数等统计量,也是可以通过Boostrap方法做到的,其整个流程可以用下面一张图诠释:



本质上,Bootstrap方法,是将一次的估计过程,重复上干次上万次,从而便得到了得到上干个甚至上万个的估计值,于是利用这不止一个的估计值,我们就可以估计

α

均值以外的其他统计量:比如标准差、中位数等。

本文部分图片来源: 《An Introduction to Statistical Learning with Applications in R》

说在后面

关于机器学习的内容还未结束,请持续关注该专栏的后续文章。

更多内容请关注我的专栏: R Language and Data Mining

或者关注我的知乎账号: 温如

「真诚赞赏, 手留余香」

赞赏

还没有人赞赏, 快来当第一个赞赏的人吧!

机器学习 数据分析 数据挖掘



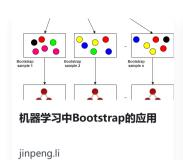




文章被以下专栏收录



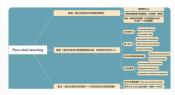
推荐阅读







星环科技



从Few-shot Learning再次认 识机器学习

Honda 发表于AI_知识...



机器学习中不同类型的学习范式

AlSeer