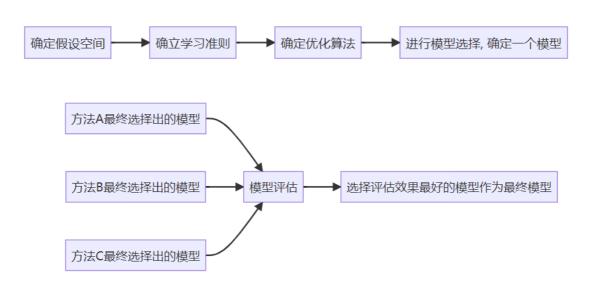
模型的选择与评估

模型选择

模型选择(model selection)有两层含义:

- 训练得到的模型可能不止一个,需要从中进行选择;
- 对于一个具体问题,采用不同的方法得到的模型,在这些模型训练结束后,我们需要决定使用哪一个。



对于每一种方法,都要经历三要素及内部的模型选择,再进行模型评估和最终选择。

评估方法

一些名词解释:

对于**分类模型**,假设M个样本中有n个样本分类错误:

• 错误率 (error rate) : 分类错误的样本数占样本总数的比例

$$Err = rac{n}{M}$$

• 精度 (accuracy) : 分类正确的样本数占样本总数的比例

$$Acc = 1 - rac{n}{M}$$

- 误差 (error) : 学习器的实际预测输出 (prediction) 与样本的真实输出 (true)之间的差异
- 训练误差 (training error) /经验误差 (empirical error) : 学习器在训练集上的误差
- 泛化误差 (generalization error) : 学习器在新样本上的误差
- 机器学习的目标:得到泛化误差小的学习器。但是实际能做的是努力使经验误差最小化。

通常,通过实验测试来对学习器的泛化误差进行评估。为此,需使用一个**测试集**(testing set)来测试学习器对新样本的判别能力,然后以测试集上的**测试误差**(testing error)作为泛化误差的近似。

评估方法即通过适当的处理,从包含M个样例的数据集D中产生出训练集S和测试集T

留出法 (hold-out)

留出法(hold-out)直接将数据集D划分为两个**互斥**的集合,其中一个集合作为训练集S,另一个作为测试集T,满足:

$$S \cup T = D$$
, $S \cap T = \emptyset$

在S上训练出模型后,用T来评估其测试误差,作为对泛化误差的估计。

- 划分过程中需要采取均匀的分层取样 (stratified sampling)
- 一般**单次留出法往往不可靠**,需要反复多次进行留出法产生不同的训练集与测试集,对**评估结果取均值**
- 常见的分法是训练集占总数据集的2/3~4/5

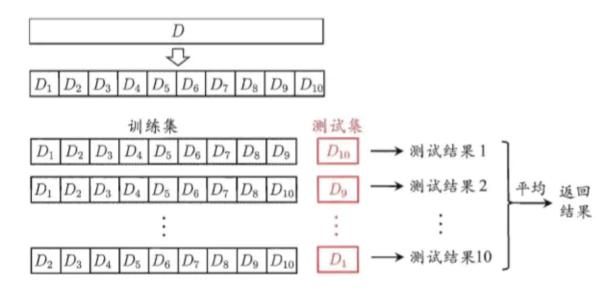
交叉验证法 (cross-validation)

交叉验证法 (cross validation) 先将数据集D划分为k个大小相似的互斥子集:

$$D = D_1 \cup D_2 \cup \ldots \cup D_k$$
$$Di \cap Dj = \emptyset \quad i \neq j$$

每个子集都尽可能保持数据分布的一致性,即通过**分层采样**得到。每次用 k-1 个子集的并集作为训练集,余下的那个子集作为测试集。这样就可获得 k 组训练测试集,从而可进行 k 次训练和测试,最终返回的是这 k 个测试结果的均值。

- 通常把交叉验证法称为**k折交叉验证**(k-fold cross validation)。k最常用的取值是10,此时称为10折交叉验证
- k折交叉验证通常也要随机使用不同的划分重复p次,最终会得到p×k次结果并取均值



10 折交叉验证示意图

留一法 (Leave-One-Out, LOO)

假定数据集D中包含m个样本,当k=m,则得到了交叉验证法的一个特例:留一法(Leave-One-Out, LOO)

- 在绝大多数情况下,留一法中被实际评估的模型与期望评估的用D训练出的模型很相似。因此,留 一法的评估结果往往被认为**比较准确**
- 缺点: 在数据集比较大时运算量无法接受

自助法 (bootstrapping)

给定包含m个样本的数据集D,我们对它进行采样产生数据集D'。每次随机从D中挑选一个样本,将其拷贝放入D',然后再将该样本放回初始数据集D中,使得该样本在下次采样时仍有可能被到。这个过程重复执行m次后,我们就得到了包含m个样本的数据集D',即自助采样的结果。

这样做的合理性:有一部分D中的样本会在D'中多次出现,而也有一部分样本不会在D'中出现。m次采样时不被采到的概率为:

$$(1-\frac{1}{m})^m$$

取极限:

$$\lim_{x o +\infty}(1-rac{1}{m})^m=rac{1}{e}pprox 0.368$$

即通过自助采样,初始数据集D中约有36.8%的样本未出现在采样数据集D中。于是可将D'用作训练集, D\D'用作测试集。

- 自助法在数据集较小、难以有效划分训练/测试集时很有用
- 在初始数据量足够时,留出法和交叉验证法更常用一些