《机器学习》周志华

在计算机系统中，“经验”通常以数据形式存在，因此，机器学习所研究的主要内容是关于在计算机上从数据中产生“模型”的算法，即学习算法

模型：泛指从数据中学得的结果

模式：局部性结果（如一条规则）

学得模型对应了关于数据的某处潜在的规律，因此亦称为“假设”

机器学习的目标：使学得的模型能很好地适用于”新样本”

尽管训练集通常只是样本空间的一个很小的采样，我们仍希望它能很好地反映出样本空间的特性，否则就很难期望在训练集上学得的模型能在整个样本空间上都工作得很好。通常假设样本空间中总体样本服从一个未知“分布”D，我们获得的每个样本都是独立地从这个分布上采样获得的，即独立同分布i.i.d

学习过程看作一个在所有假设组成的空间中进行搜索的过程，搜索目标是找到与训练集“匹配”的假设，假设的表示一旦确定，假设空间及其规模大小就确定了。如我们的假设空间由形如“(色泽=?) and (根蒂=?) and (敲声=?)的可能取值所形成的假设组成。可以有许多策略对这个假设空间进行搜索，搜索过程中可以不断删除与正例不一致的假设、和与反倒一致的假设，最终将会获得与训练集一致（即对所有训练样本能够进行正确判断）的假设。但学习过程是基于有限样本训练集进行的，因此，可能有多个假设与训练集一致，应该采用哪一些模型（假设）呢？由机器学习算法在学习过程中对某种类型假设的偏好决定，即归纳偏好(inductive bias)。

任何一个有效的机器学习算法必有其归纳偏好。比如若认为相似的样本应有相似的输出（例如，在各种属性上都很相像的西瓜，成熟程度应该比较接近），则对应的学习算法可能偏好比较”平滑“的曲线，而不是比较”崎岖“的曲线。再比如Occam’s razor原则，若有多个假设与观察一致，则选最简单的那个。

归纳偏好对应了学习算法本身所做出的关于”什么样的模型更好“的假设，在具体的现实问题中，这个假设是否成立，即算法的归纳偏好是否与问题本身匹配，大多数时候直接决定了算法能否取得好的性能。

若所有”问题“出现的机会相同，或所有问题同等重要，那么无论学习算法a多聪明，学习算法b多笨拙，它们的期望性能是相同的，这就是”没有免费的午餐“定理。然后实现情形并不是这样，很多时候，我们只关注自己正在试图解决的问题（例如某个具体应用任务）。所以要谈论算法的相对优劣，必须要针对具体的学习问题，在某些问题上表现好的学习算法，在另一些问题上却可能不尽如人意，学习算法自身的归纳偏好与问题是否相配，往往会起到决定性的作用。

1950 – 1970 推理期

基于符号知识表示、通过演绎推理技术

1970 - 知识期

基于符号知识表示，通过获取和利用领域知识来建立专家系统

机械学习：没有进行真正的学习，仅是在进行信息存储与检索

归纳学习：从样例中学习，即从训练样例中归纳出学习结果

= 符号主义学习 （产生明确的概念，如决策树，基于逻辑学习）

连接主义学习 （产生的是黑箱模型，如神经网络，深度网络）

统计学习 （如SVM 以及更一般的核方法）

数据挖掘：从海量数据中发掘知识 = 数据库+机器学习+统计学