

第1章 绪论

王博:自动化(人工智能)学院

wangbo@hdu. edu. cn



- > 基本术语
- ▶ 假设空间
- > 归纳偏好
- > 发展历程
- > 应用现状



- > 基本术语
- > 假设空间
- > 归纳偏好
- > 发展历程
- > 应用现状



机器学习

机器学习致力于研究如何通过计算的手段,利用经验来改善系统自身的性能,从而在计算机上从数据中产生"模型",用于对新的情况给出判断。

深度学习

机器学习的子集。使用多层神 经网络和海量数据的算法使软 件经过训练完成任务,如语音 和图像识别。

机器学习

人工智能的子集。 机器利用统计技术 随经验逐步提升完 成任务的能力。

人工智能

使计算机模仿人类智能的 任何技术。



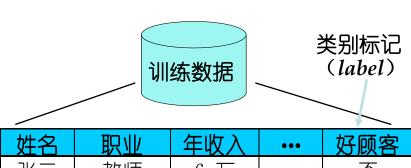
基本术语-数据

	特征				标记
	编号	色泽 ^V	根蒂	敲声	好瓜
	1	青绿	蜷缩	浊响	是
训练集	2	乌黑	蜷缩	况闷	是
	*3	青绿	硬挺	清脆	否
	4	乌黑	稍蜷	况闷	否
测试集	1	青绿	蜷缩	况闷	?

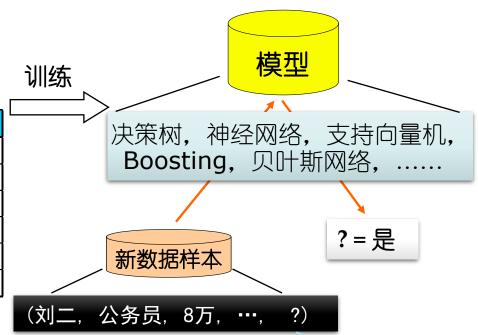


基本术语-数据-模型





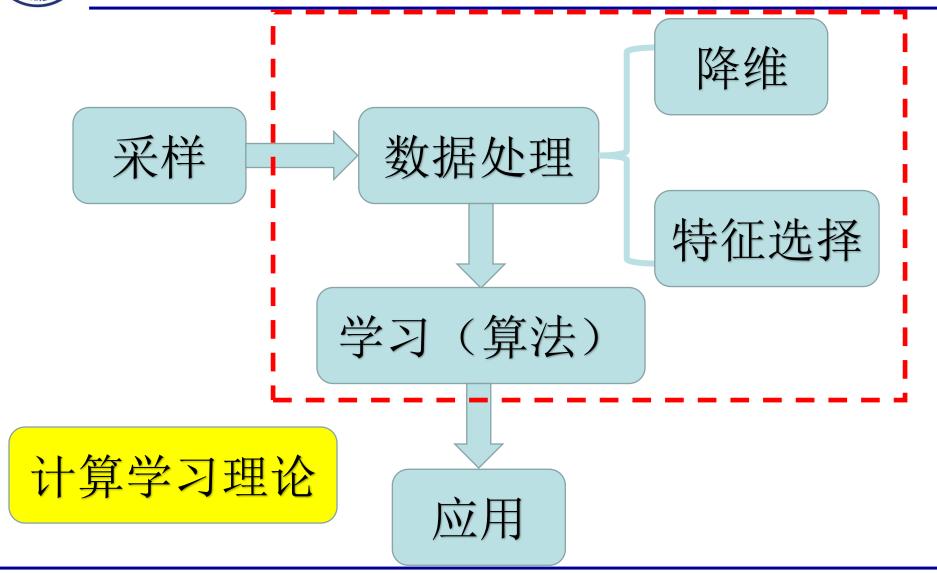
姓名	职业	年收入	•••	好顾客
张三	教师	6万	•••	否
李四	公务员	7万	•••	是
王五	学生	2 万	•••	台
周六	企业家	15 万	•••	是
董七	演员	13 万	•••	否
钱八	教师	8万	•••	是



类别标记 未知



基本内容





数学分支简介

调和分析 代数几何 交换代数	ý
动力系统 偏微分方程 几何拓扑 低维拓扑 泛函分析	 李代数
时间序列分析 复分析 拓扑学 同调代数	 群表示论
	 代数数论
	 解析数论
	
描述性统计(算术	

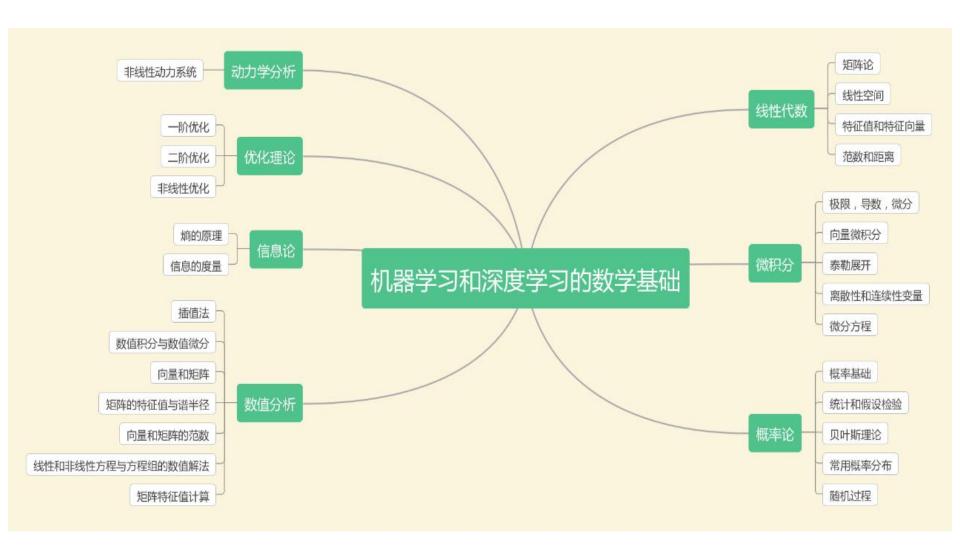


数学分支简介



运筹学其他学科







基本术语-任务

预测目标:

- > 分类: 离散值
 - •二分类:好瓜;坏瓜
 - 多分类: 冬瓜; 南瓜; 西瓜
- > 回归:连续值
 - 瓜的成熟度
- > 聚类:无标记信息



基本术语-任务

有无标记信息

- 监督学习: 分类、回归
- 无监督学习: 聚类
- 半监督学习: 两者结合



基本术语-泛化能力

机器学习的目标是使得学到的模型能很好的适用于"新样本",称模型适用于新样本的能力为泛化(generalization)能力。

一般而言训练样本越多越有可能通过学习获得强泛化能力的模型



- > 基本术语
- ▶ 假设空间
- > 归纳偏好
- > 发展历程
- > 应用现状



假设空间

假设空间: 由输入空间到输出空间的映射的集合。也就是由输入空间 X 到输出空间 Y 的映射 $f: X \to Y$ 所构成的集合,该空间是一个函数空间,即由函数所构成的集合(李航-机器学习方法)

集合元素个数数目 $: |Y|^{|X|}$

学习过程: 在所有假设空间组成的空间中进行搜索的过程。

编号	色泽	根蒂	敲声	好瓜
1	青绿	蜷缩	浊响	是
2	乌黑	蜷缩	况闷	是
3	青绿	硬挺	清脆	否
4	乌黑	稍蜷	况闷	否

(色泽=?)∧(根蒂=?)∧(敲声=?)↔好瓜

色泽2种、根蒂2种、敲声3种: 假设空间: 2^(2*2*3)



假设空间

可以自行选择(找子集)所考虑问题的假设空间的大小范围,并不一定非要选择包含所有可能性的映射集作为假设空间。(周志华)

编号	色泽	根蒂	敲声	好瓜
1	青绿	蜷缩	浊响	是
2	乌黑	蜷缩	沉闷	是
3	青绿	硬挺	清脆	否
4	乌黑	稍蜷	况闷	否

(色泽=?)∧(根蒂=?)∧(敲声=?)↔好瓜

通配符(*)考虑在内,在模型空间中搜索不违背训练集的假设空间大小: 3*3*4+1=37(考虑好瓜不存在)



版本空间

版本空间就是与训练集一致的所有假设所构成的集合,也就是假设空间的一个最大子集,该子集内的每一个元素都不与训练集相冲突。

由于每个假设都是一个完全确定的映射,可以将其与训练集中的每一个样例作比较,所得结果要么有冲突,要么没冲突。有冲突就不放进版本空间,都没冲突就放进版本空间

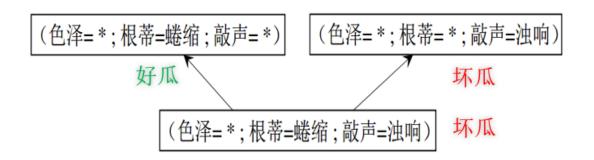


- > 基本术语
- > 假设空间
- > 归纳偏好
- > 发展历程
- > 应用现状



归纳偏好: 学习过程中对某种类型假设的偏好称作归纳偏好

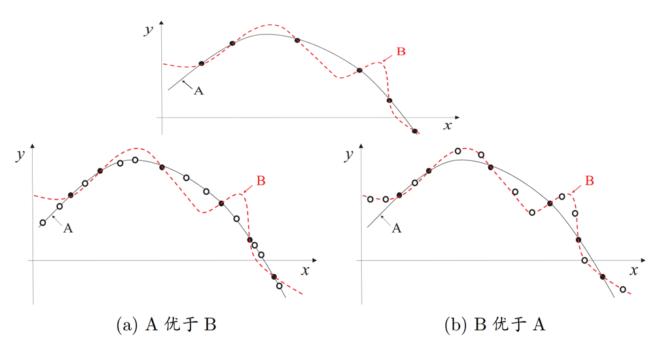
假设空间中有三个与训练集一致的假设,但他们对(色泽=青绿;"根蒂="蜷缩;敲声=沉闷)的瓜会预测出不同的结果:



选取哪个假设作为学习模型?



回归问题



没有免费的午餐. (黑点: 训练样本; 白点: 测试样本)

对于一个学习算法La,某些问题是比Lb好,必然在一些问题上不如Lb



选取哪个假设作为学习模型?什么样的模型更好?

- "奥卡姆剃刀"是一种常用的、自然科学研究中最基本的原则,即"若有多个假设与观察一致,选最简单的那个"。
- ➤ KNN 中假设特征空间中相邻的样本倾向于属于同一类
- > SVM 中假设好的分类器应该最大化类别边界距离
- > 深度神经网络偏好性地认为,层次化处理信息有更好效果;
- ▶ 卷积神经网络认为信息具有空间局部性,可用滑动卷积共享权重的 方式降低参数空间;
- 循环神经网络则将时序信息纳入考虑,强调顺序重要性;
- > 图网络则认为中心节点与邻居节点的相似性会更好地引导信息流动。

具体的现实问题中,学习算法本身所做的假设是否成立,也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.



最近邻居	假设在特征空间(feature space)中一小区域内大部分的样本是同属一类。给一个未知类别的样本,猜测它与它最紧接的大部分邻居是同属一类。这是用于最近邻居法的偏置。这个假设是相近的样本应倾向同属于一类别。KNN就是基于这种思想
最少特征数	除非有充分的证据显示一个特征是有效用的,否则它应当被删除。这是特征选择算法背后所使用的假设。
最大边界	当要在两个类别问画一道分界线时,试图去最大 化边界的宽度。这是用于 支持向量机的偏置
最小描述长度	当构成一个假设时,试图去最小化其假设的描述 长度。假设越简单,越可能为真的。 奥卡姆剃刀 的理论基础
最大条件独立性	如果假说能转成贝叶斯模型架构,则试着使用最大化条件独立性。这是用于 朴素贝叶斯 分类器的偏置。
最小交叉验证误差	当试图在假说中做选择时,挑选那个具有最低交叉验证误差的假说。

脱离问题谈"什么学习算法好"毫无意义!!!



- > 基本术语
- > 假设空间
- > 归纳偏好
- > 发展历程
- > 应用现状



发展历程

推理期(20世纪50-70年代):

A. Newell和H. Simon的"逻辑理论家"(Logic Theorist)程序以及此后的"通用问题求解"(General Problem Solving)程序等在当时取得了令人振奋的结果;

知识期(70年代中期):

大量专家系统问世,在很多应用领域取得大量成果,由人来总结知识再交给计算机相当困难。



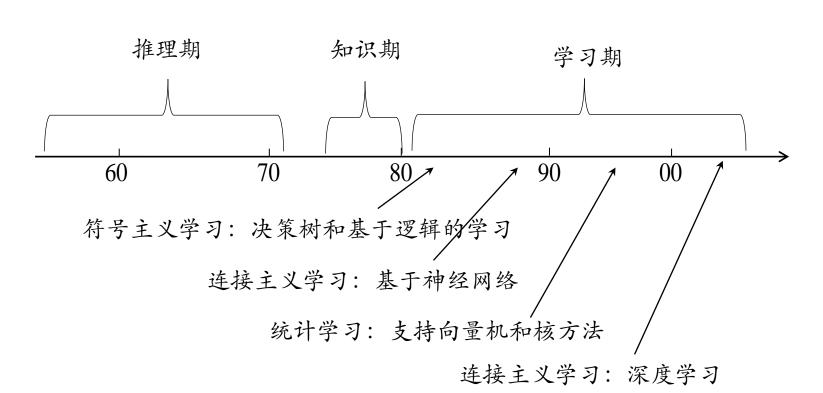
发展历程

学习期:

- > 符号主义学习(20世纪80年代)
 - 决策树:以信息论为基础,最小化信息熵,模拟了人类对概念进行判定的树形流程
 - 基于逻辑的学习: 使用一节逻辑进行知识表示, 通过修改扩充逻辑表达式对数据进行归纳
- > 连接主义学习
 - 感知机(20世纪50年代)
 - Hopfield神经网络(80年代)
 - BP神经网络(80年代)
- > 统计学习(90年代)
 - 支持向量(60-70年代)开始研究
 - 支持向量机及核方法



发展历程





- > 基本术语
- > 假设空间
- > 归纳偏好
- > 发展历程
- > 应用现状



应用现状

Turing test



IBM DeepBlue Chess AI



ImageNet classification accuracy over human



AlphaGo AlphaGo Zero Go gaming AI



DeepStack Libratus Texas Poker AI



DeepMind AlphaStar StarCraft AI



2019

Alan · Turing 1950 The founder of AI

1996 Computational intelligence

Can store, compute, and search. Typical tasks include scientific computation, logic processing, statistical query, etc.

2011 Perceptional intelligence

> Can listen, talk, look, and recognize. Typical tasks include image understanding, speech recognition, language translation, etc. Most are based deep learning models.

2017 2016

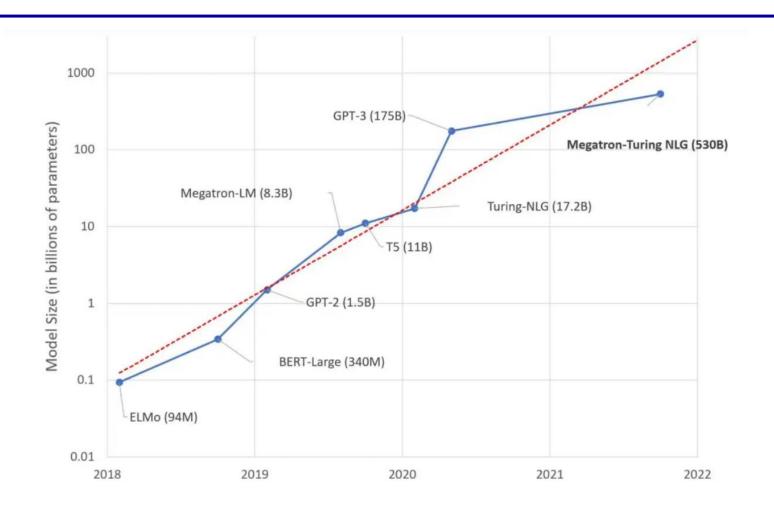
Cognitive intelligence

Can understand, thinking, and cognize. Typical tasks include comprehend, inference, thinking, decision, etc., with an emphasis on cognitive reasoning and automatically learning ability.

人机对抗的发展历史



应用现状



大脑的深度学习研究人员估计,人类大脑平均包含860亿个神经元和100万亿个突触。但不是所有的都用于语言。有趣的是,GPT-4预计将有大约100万亿个参数。



应用现状



千亿级参数通用大模型(文本编辑、编程、翻译、算术)