

本课件版权所有©LAMD A, 为本书教学目的可免费使用,
其他目的需征得本书作者同意

周志华 著

MACHINE
LEARNING

机器学习

清华大学出版社

崔磊

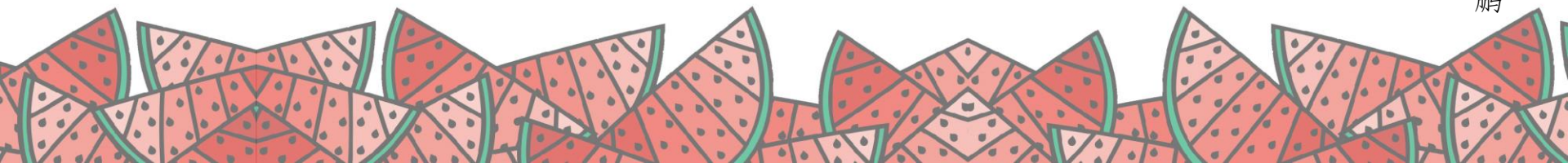
QQ: 362626744

E-Mail: leicui@nwu.edu.cn

办公室: 信息学院院楼912

本章课件致谢...

胡鹏



第一章：绪论

大纲

□ 引言

□ 基本术语

□ 假设空间

□ 归纳偏好

□ 算法分类

□ 相关资料

人工智能起源



1956年夏天约翰·麦卡锡等人在美国达特茅斯学院开会研讨了“**如何用机器模拟人的智能**”，会上提出“人工智能”这一概念，标志着人工智能学科的诞生。



约翰·麦卡锡
John McCarthy
达特茅斯学院



马文·明斯基
Marvin Minsky
哈佛大学



纳撒尼尔·罗彻斯特
Nathaniel Rochester
IBM公司



克劳德·香农
Claude Shannon
贝尔电话实验室

人工智能历程?

人工智能不是一个新概念

第一次浪潮

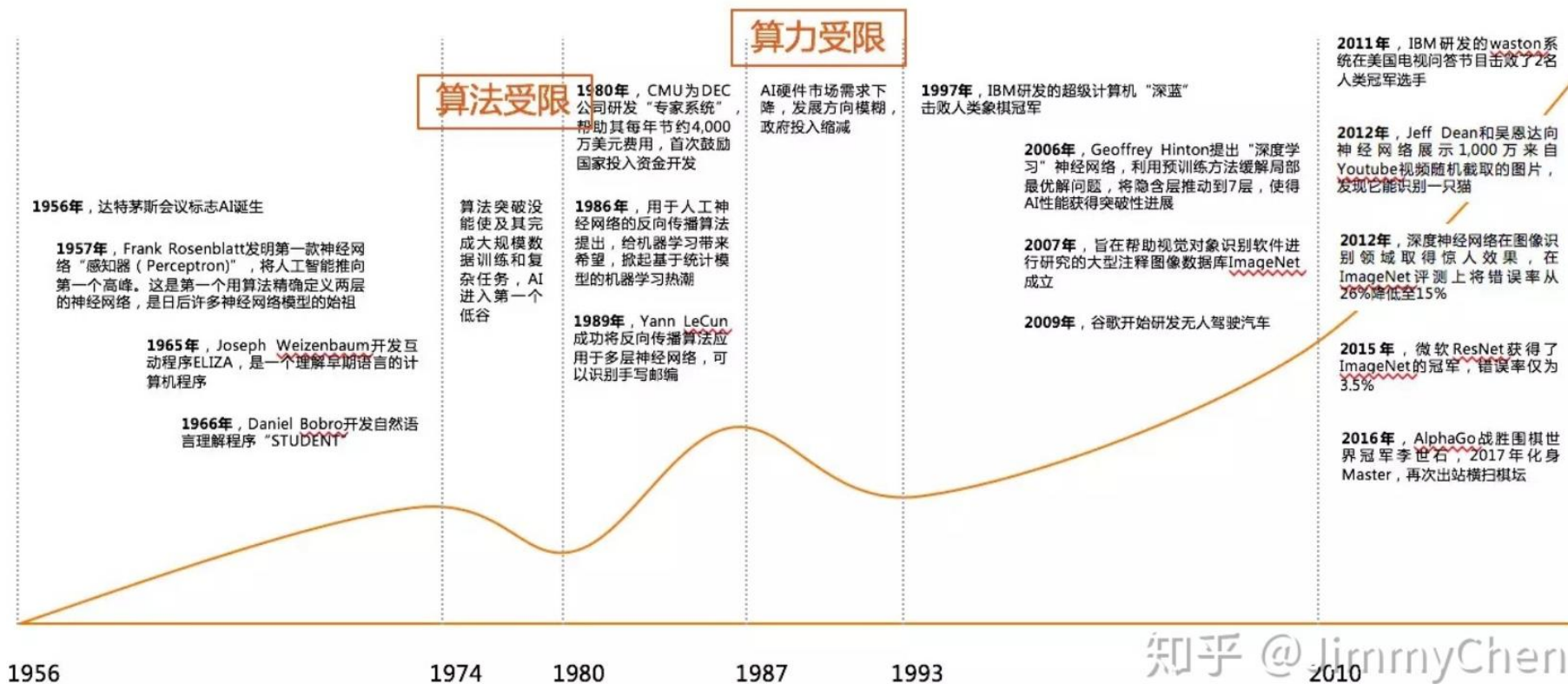
第一次寒冬

第二次浪潮

第二次寒冬

平稳发展

人工智能浪潮席卷全球



来源: 互联网公开信息 创业邦研究中心整理

人工智能是什么？

人工智能定义

是研究、开发用于**模拟、延伸和扩展**人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的科学技术。研究的目的是**探寻智能本质**，研制出**具有类人智能的智能机器**。

机器学习

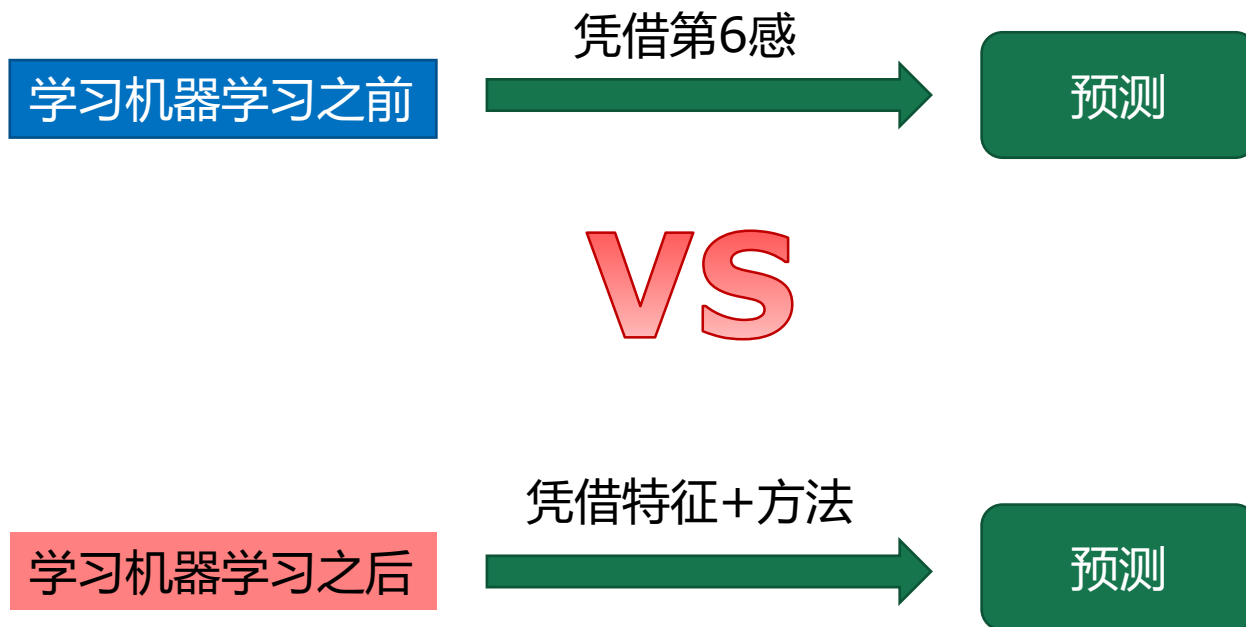
机器学习

机器学习的核心是“使用算法解析数据，从中学习，然后对世界上的某件事情做出决定或预测”。这意味着，与其显式地编写程序来执行某些任务，不如教计算机如何开发一个算法来完成任务。重在发现数据之间内在关系，并做出预测。

“假设用 P 来评估计算机程序在某任务类 T 上的性能，若一个程序通过利用经验 E 在 T 中任务上获得了性能改善，则我们就说关于 T 和 P ，该程序对 E 进行了学习”。

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。

直观感受



机器学习与人工智能的关系

机器学习与人工智能的关系

机器学习是人工智能的一个分支，使用特定的算法和编程方法来实现人工智能。人工智能致力于创造出比人类更能完成复杂任务的机器。

深度学习是机器学习的一个子集，专注于模仿人类大脑的生物学和过程。



机器学习典型应用



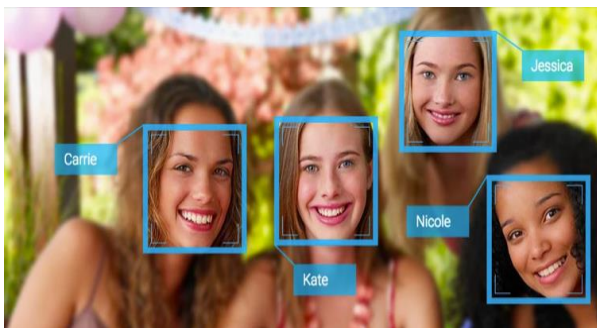
机器学习的主要应用领域

典型应用

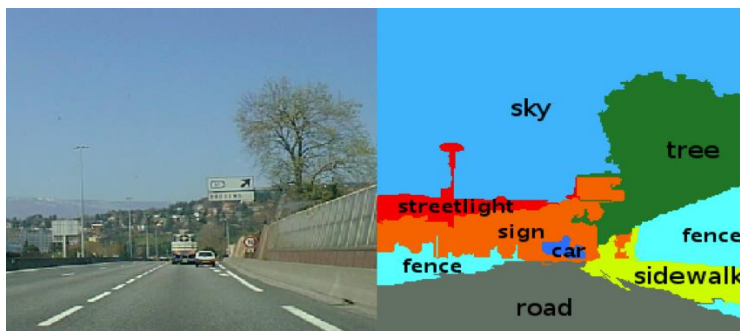


机器视觉

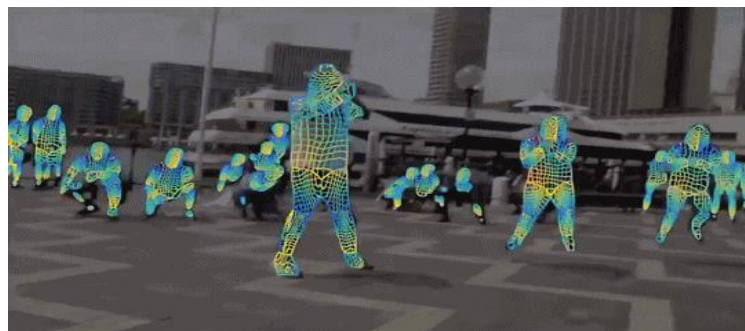
人脸检测和识别



语义场景分割



3-D 理解

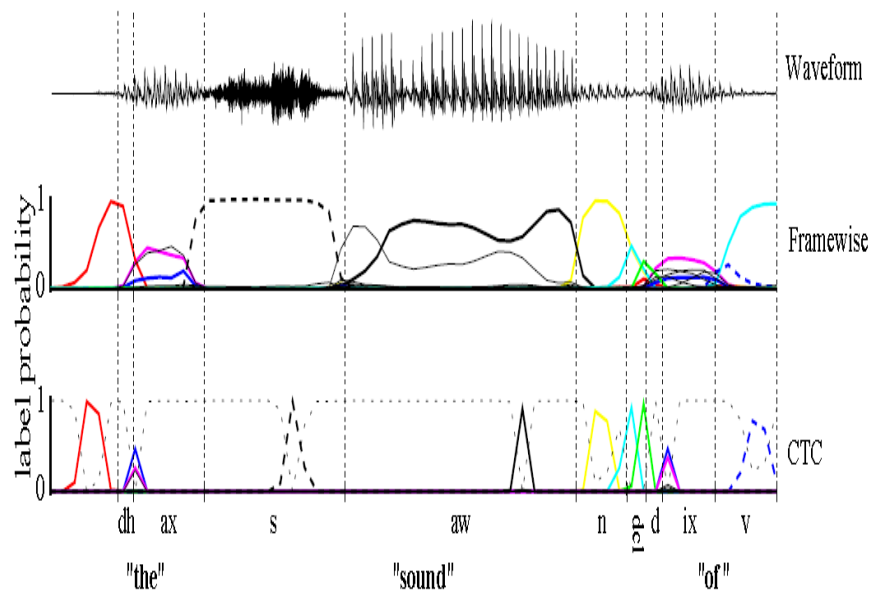


机器视觉



自动驾驶

语音识别



语音识别



问答系统

自然语言处理




机器翻译



语义理解

决策控制

根据浏览, 猜我喜欢 换一组




全铜芯
充电提速50%

¥16.90 ¥36.00

秒杀新款SVSWING苹果安卓手机...


月销: 348



阿迪达斯®
3
Adidas/阿迪达斯冰浴源动激活+舒...

¥68.80 ¥68.80

月销: 758

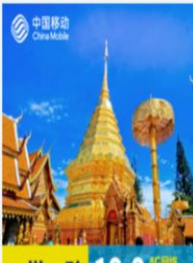


天猫超市


¥300.00 ¥300.00

天猫超市卡/享淘卡/礼品卡面值30...

月销: 267265




中国移动
China Mobile



天猫超市

¥600



精准营销

01
星期四
2018.11

手机淘宝 用手机淘宝领取新人大礼包

 亲, 你在手机淘宝上还有个价值 5-300 元不等的礼包可以领取哦!

[立刻领取>](#)

便民服务

手机	点卡	机票	彩票
水电煤	保险	转账	还款
外卖	酒店	快递	火车票

11:05

科技八路

我的位置
+ 11 0

西北大学长安校区

驾车 打车 公交地铁 骑行 步行

点击这里修改车辆信息

限速 13

沿途信息

看看停车建议>

学府大街 终

西北大学长安校区

预计上午 11:22 到达>

高德推荐

高德地图

高德推荐 智能算路为你推荐最优路线 更多>

推荐	备选二	备选三	打车方案
17分钟	18分钟	19分钟	14元起
6.4公里 弯12	6.7公里 弯12	5.9公里 弯11	5公里

探路 AR导航

开始导航

问问 车停路边会违章贴条吗?

最优路径

数据挖掘



可视化展示

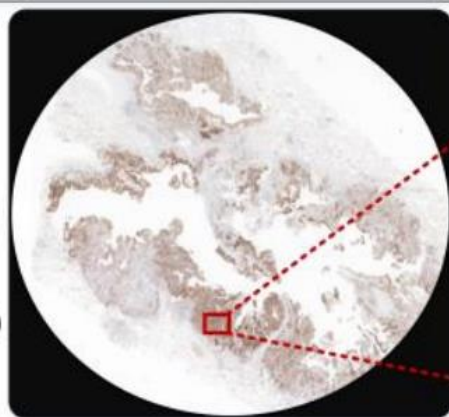
机器学习/人工智能的发展方向



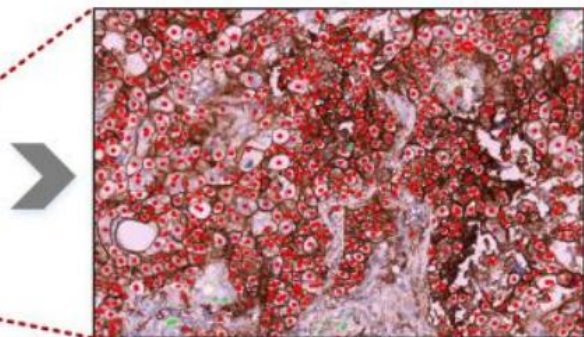
- 做人类**不愿意做**的（提高工作效率，避免单调的重复劳动，如课堂点名）；
- 做人类**做不好**的（解决精细的量化问题和可重复性，如细胞精细计数问题）；
- 做人类现在还**做不了**的（利用信息学的特点和优势，创造新的技术和方法扩大人类的认知，如基因预测）

加深印象

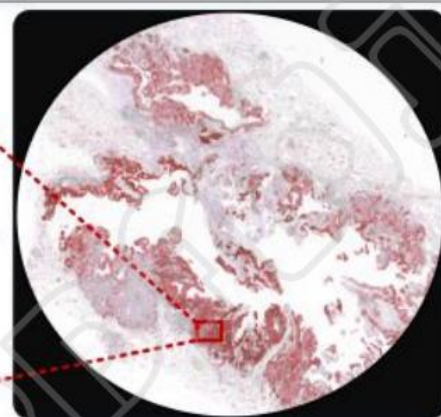
1. 非小细胞肺癌 PD-L1检测 (组织学病理检查)



镜下病理切片

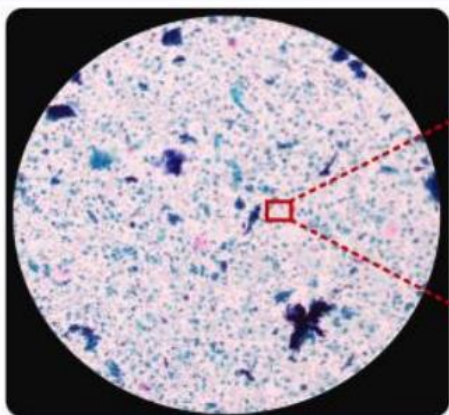


局部视野需要统计的
细胞实例

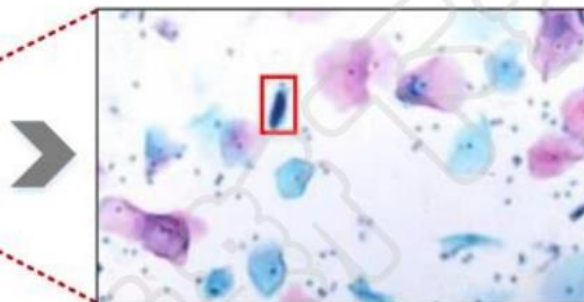


全片需要统计的
细胞实例

2. 宫颈癌 TCT检查 (细胞学病理检查)



镜下病理切片



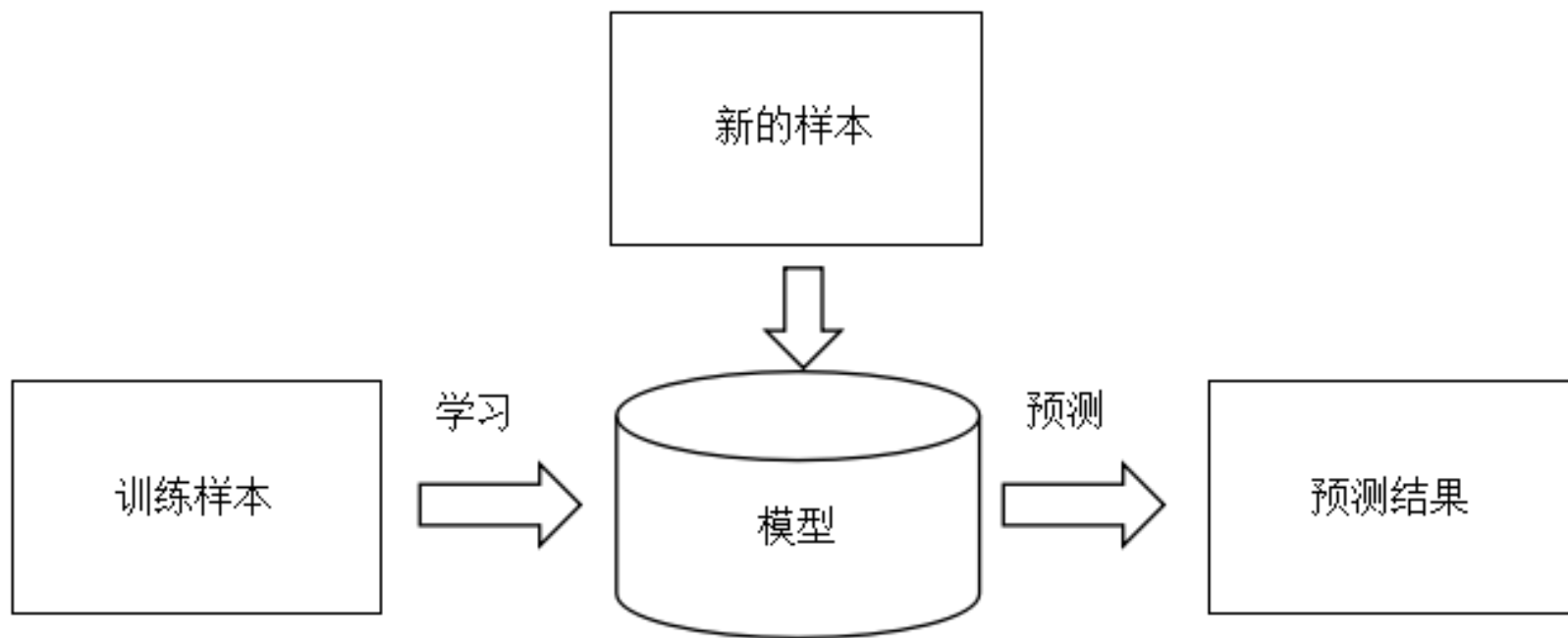
局部高倍野观察



高度鳞状病变
HSIL型肿瘤细胞

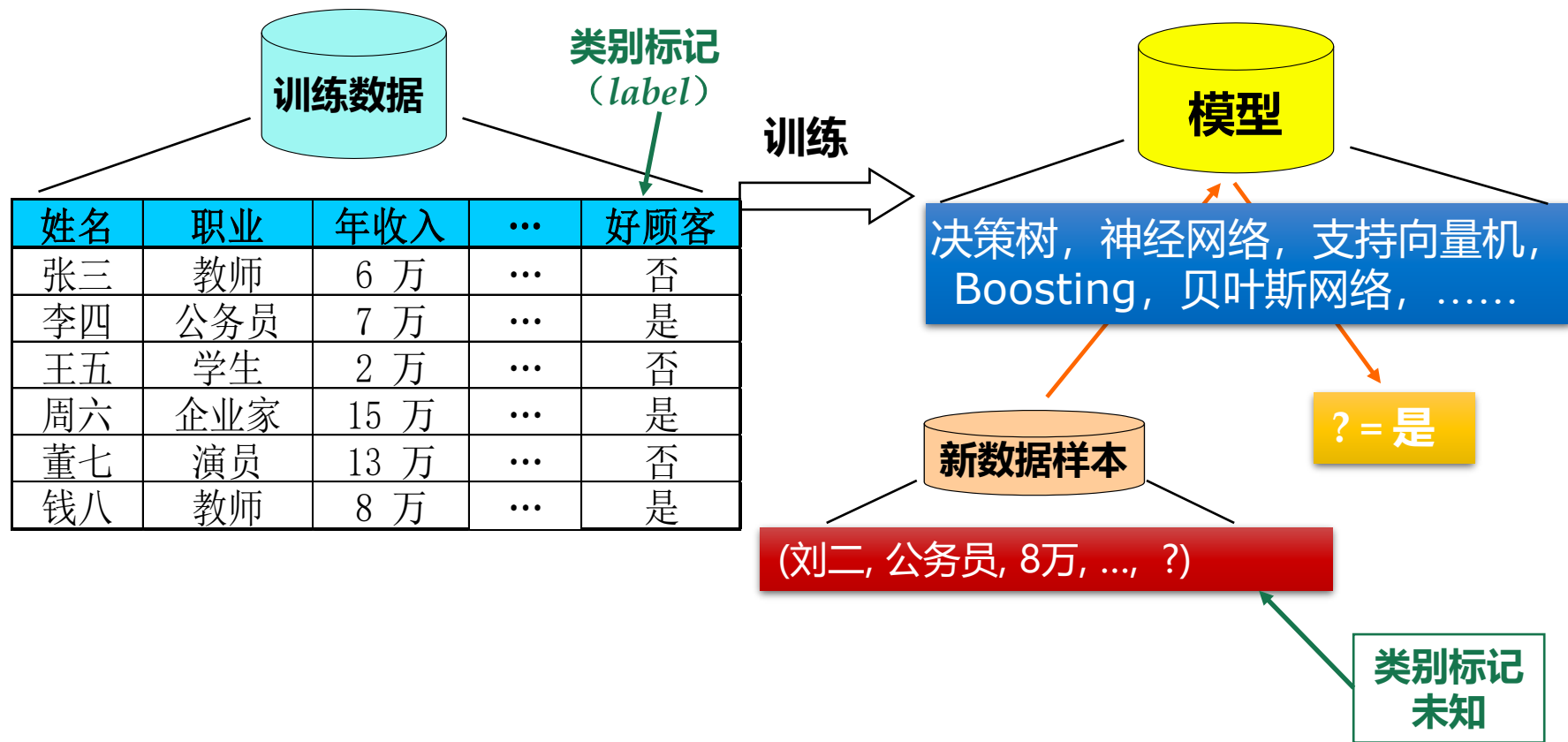
机器学习

机器学习的一般流程



典型的机器学习过程

使用学习算法 (*learning algorithm*)



大纲

□ 引言

□ 基本术语

□ 假设空间

□ 归纳偏好

□ 算法分类

□ 相关资料

基本术语

		特征				标记
		↑				↑
		编号	色泽	根蒂	敲声	好瓜
训练集←	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	沉闷	否
测试集←	1		青绿	蜷缩	沉闷	?

1. **数据集**：一组样本的集合，这组记录的集合。
2. **样本/示例**：数据的特定实例，每条记录是关于一个事件或对象(这里是一个西瓜)的描述
3. **特征/属性**：反映事件或对象在某方面的表现或性质的事项
4. **属性空间/样本空间/输入空间**：属性张成的空间

基本术语

		特征			标记	
		↑			↑	
		编号	色泽	根蒂	敲声	好瓜
训练集←	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	沉闷	否	
测试集←	1	青绿	蜷缩	沉闷	?	

5. **维数**：每个示例由 d 个属性描述，其中 d 称为样本的"维数"。
6. **训练数据**：训练过程中使用的数据称为"训练数据"（从数据中学得模型的过程称为"学习" 或"训练"）
7. **训练样本**：每个样本称为一个训练样本。
8. **训练集**：训练样本组成的集合称为“训练集”。

基本术语

		特征				标记
		↑				↑
		编号	色泽	根蒂	敲声	好瓜
训练集←	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	沉闷	否
测试集←	1		青绿	蜷缩	沉闷	?

9. **标记**：关于示例结果的信息，例如“好瓜”。

10. **样例**：拥有了标记信息的示例

(x_i, y_i) 表示第 i 个样例，其中 $y_i \in \mathcal{Y}$ 是示例 x_i 的标记， \mathcal{Y} 是所有标记的集合，亦称“标记空间” (label space) 或“输出空间”。

基本术语

		特征				标记
		↑				↑
		编号	色泽	根蒂	敲声	好瓜
训练集←	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	沉闷	否
测试集←	1		青绿	蜷缩	沉闷	?

11. **真相**（ **ground-truth** ）:数据的真实标记

12. **假设**（ **hypothesis** ）：学得模型对应了关于数据的某种潜在规律

13. **测试**: 学得模型后，使用其进行预测的过程

14. **测试集**: 测试样本组成的集合

基本术语

		特征			标记	
		↑			↑	
		编号	色泽	根蒂	敲声	好瓜
训练集←	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	沉闷	否	
测试集←	1	青绿	蜷缩	沉闷	?	

15. 泛化能力:

- **学得模型适用于新样本的能力。** 训练好的模型在前所未见的的数据上的性能好坏。
- 训练数据和真实数据间的差异，训练模型的目地是要模型在完全陌生的数据上进行测试的；
- 通常假设**样本空间**中的样本服从一个未知**分布** D ，样本从这个分布中独立获得，即“**独立同分布**” (i.i.d)。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

模型

模型定义了特征与标记之间的关系。例如，垃圾邮件检测模型可能会将某些特征与“垃圾邮件”紧密联系起来。

机器学习的两个阶段：

- 训练是指创建或学习模型。也就是说，向模型展示有标记样本，让模型逐渐学习特征与标记之间的关系。
- 测试是指将训练后的模型应用于无标记样本。也就是说，使用经过训练的模型做出有用的预测 (y')。例如，在测试期间，您可以针对新的无标记样本预测是否好瓜。

基本术语

假设一家在线鞋店希望创建一种监督式机器学习模型，以便为用户提供合乎个人需求的鞋子推荐。也就是说，该模型会向小马推荐某些鞋子，而向小美推荐另外一些鞋子。以下哪些表述正确？

鞋码是一项实用特征。



鞋的美观程度是一项实用特征。



用户喜欢的鞋子是一种实用标签。



“用户点击鞋子描述”是一项实用标签。



大纲

□ 引言

□ 基本术语

□ 假设空间

□ 归纳偏好

□ 算法分类

□ 相关资料

假设空间

假设空间：所有属性的可能取值所组成的集合

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	沉闷	否

这里假设空间是由形如 “ (色泽 = ?) ^ (根蒂 = ?)
^ (敲声 = ?) ” 的可能取值所形成的假设组成。

问题：该数据的假设空间大小是多少？

假设空间

假设空间由3部分组成：

① 属性（特征）色泽，根蒂，敲声的取值分别有2,3,3种选择；

② 色泽，根蒂，敲声也许无论取什么值都合适，我们分别用通配符 “ * ”

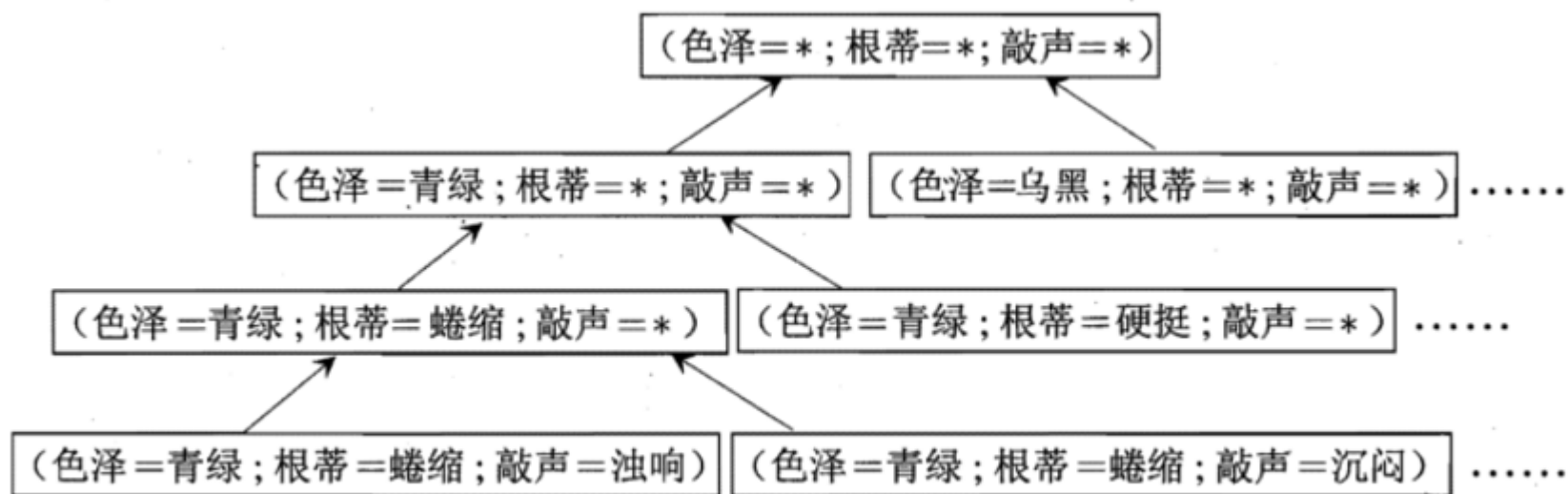
表示

例如： “ 好瓜 <—> (色泽 = *) ^ (根蒂 = 蜷缩) ^ (敲声 = 浊响) ” ， 即
“好瓜是根蒂蜷缩、敲声浊响的瓜，什么色泽都行”

③ 还有一种极端情况，有可能 “ 好瓜 ” 这个概念根本就不成立，世界上压根就没有 “好瓜” 这种东西，我们用 \emptyset 表示这个假设。

假设空间

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	沉闷	否



假设空间

答案：表中，色泽有2种取值，根蒂有3种取值，敲声有3种取值，再加上各自的“通配项”，以及极端情况“好瓜概念根本不成立”的 \emptyset ，故假设空间规模大小为： $(2+1) * (3+1) * (3+1) + 1 = 49$ 。

- 1 色泽 = *, 根蒂 = *, 敲声 = *
- 2 色泽 = 青绿, 根蒂 = *, 敲声 = *
- 3 色泽 = 乌黑, 根蒂 = *, 敲声 = *
- 4 色泽 = *, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = *
- 5 色泽 = *, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = *
- 6 色泽 = *, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = *
- 7 色泽 = *, 根蒂 = *, 敲声 = 浊响
- 8 色泽 = *, 根蒂 = *, 敲声 = 清脆
- 9 色泽 = *, 根蒂 = *, 敲声 = 沉闷
- 10 色泽 = 青绿, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = *
- 11 色泽 = 青绿, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = *
- 12 色泽 = 青绿, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = *
- 13 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = *
- 14 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = *
- 15 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = *
- 16 色泽 = 青绿, 根蒂 = *, 敲声 = 浊响
- 17 色泽 = 青绿, 根蒂 = *, 敲声 = 清脆
- 18 色泽 = 青绿, 根蒂 = *, 敲声 = 沉闷
- 19 色泽 = 乌黑, 根蒂 = *, 敲声 = 浊响
- 20 色泽 = 乌黑, 根蒂 = *, 敲声 = 清脆
- 21 色泽 = 乌黑, 根蒂 = *, 敲声 = 沉闷
- 22 色泽 = *, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 浊响
- 23 色泽 = *, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 清脆
- 24 色泽 = *, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 沉闷
- 25 色泽 = *, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = 浊响

- 26 色泽 = *, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = 清脆
- 27 色泽 = *, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = 沉闷
- 28 色泽 = *, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = 浊响
- 29 色泽 = *, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = 清脆
- 30 色泽 = *, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = 沉闷
- 31 色泽 = 青绿, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 浊响
- 32 色泽 = 青绿, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 清脆
- 33 色泽 = 青绿, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 沉闷
- 34 色泽 = 青绿, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = 浊响
- 35 色泽 = 青绿, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = 清脆
- 36 色泽 = 青绿, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = 沉闷
- 37 色泽 = 青绿, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = 浊响
- 38 色泽 = 青绿, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = 清脆
- 39 色泽 = 青绿, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = 沉闷
- 40 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 浊响
- 41 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 清脆
- 42 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 沉闷
- 43 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = 浊响
- 44 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = 清脆
- 45 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 硬挺, 敲声 = 沉闷
- 46 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = 浊响
- 47 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = 清脆
- 48 色泽 = 乌黑, 根蒂 = 稍蜷, 敲声 = 沉闷
- 49 \emptyset

假设空间

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	沉闷	否

学习过程看作一个在所有假设(hypothesis) 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**，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，这就是我们学得的结果。

假设空间

版本空间

现实问题中我们常面临很大的假设空间，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，即存在着一个与训练集一致的"假设集合"**，我们称之为"**版本空间**" (version space).

版本空间是机器学习中与已知数据集一致的所有假设 (hypothesis) 的子集集合。

假设空间

表1.1 西瓜数据集

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

按照上述过程进行学习:

(1, (色泽 = 青绿、根蒂 = 蜷缩、敲声 = 浊响), 好瓜)
可以删除假设空间中的3、5、6、8、9、11-15、17-21、23-30、32-49
(2, (色泽 = 乌黑、根蒂 = 蜷缩、敲声 = 浊响), 好瓜)
可以删除剩余假设空间中的2、10、16、31
(3, (色泽 = 青绿、根蒂 = 硬挺、敲声 = 清脆), 坏瓜)
可以删除剩余假设空间中的1
(4, (色泽 = 乌黑、根蒂 = 稍蜷、敲声 = 沉闷), 坏瓜)
剩余假设空间中无可删除的假设

学习过后剩余的假设为:

4 色泽 = *, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = *
7 色泽 = *, 根蒂 = *, 敲声 = 浊响
22 色泽 = *, 根蒂 = 蜷缩, 敲声 = 浊响

假设空间

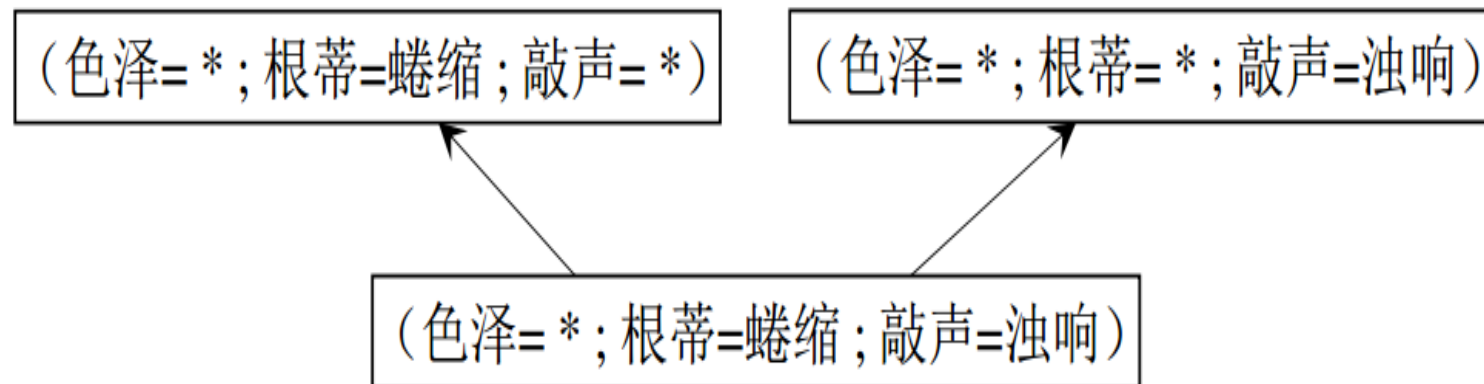


图1.2 西瓜问题的版本空间

大纲

□ 引言

□ 基本术语

□ 假设空间

□ 归纳偏好

□ 算法分类

□ 相关资料

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：

表 1.1 西瓜数据集

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

(色泽= * ; 根蒂=蜷缩 ; 敲声= *)

好瓜

(色泽= * ; 根蒂= * ; 敲声=浊响)

坏瓜

(色泽= * ; 根蒂=蜷缩 ; 敲声=浊响)

坏瓜

选取哪个假设作为学习模型？

归纳偏好

- 归纳 (Induction)：从特殊到一般的“泛化”。即从具体的事实归结出一般性规律。
- 演绎 (Deduction)：从一般到特殊的“特化”。即从基础原理推演出具体状况。
- ◆ 归纳学习 (Inductive learning)：从样例中学习归纳的过程。
 - 广义的归纳学习：从样例中学习
 - 狭义的归纳学习：从训练数据中学得概念，因此也称为概念学习。

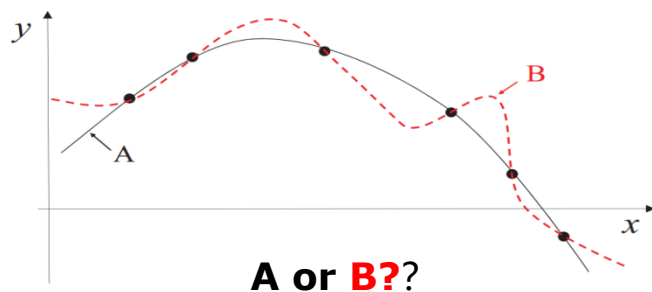
归纳偏好

归纳偏好(Inductive Bias): 机器学习算法在学习过程中对某种类型假设的偏好。

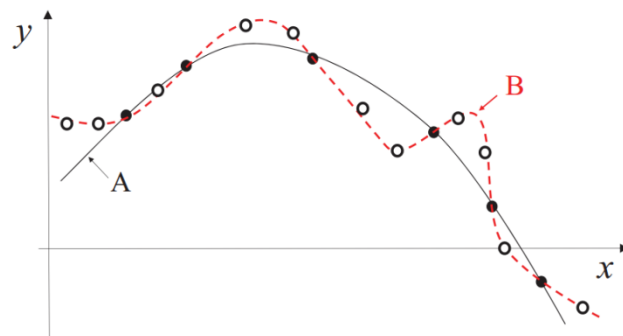
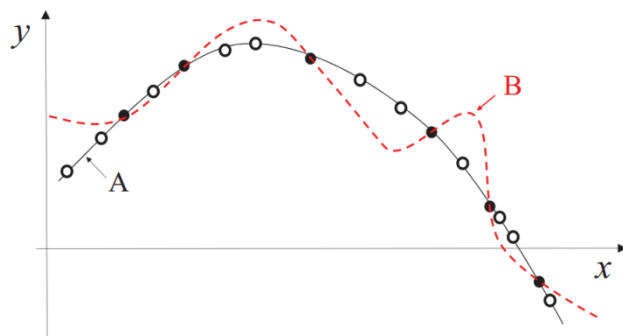
- 算法的目的是要根据训练数据，从假设空间中选出最佳的一个假设。
- 接下来还要从版本空间中挑一个假设出来。在假设都满足训练数据的情况下，算法必然要有一些偏好，比如希望模型更普适还是更特异。

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**



存在多条曲线与有限样本训练集一致



没有免费的午餐. (黑点: 训练样本; 白点: 测试样本)

归纳偏好

归纳偏好可看作学习算法自身在一个可能很庞大的假设空间中对假设进行选择的启发式或“价值观”。

“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”。

具体的现实问题中，学习算法自身的归纳偏好与问题是否相配，大多数时候直接决定了算法能否取得好的性能。

No Free Lunch

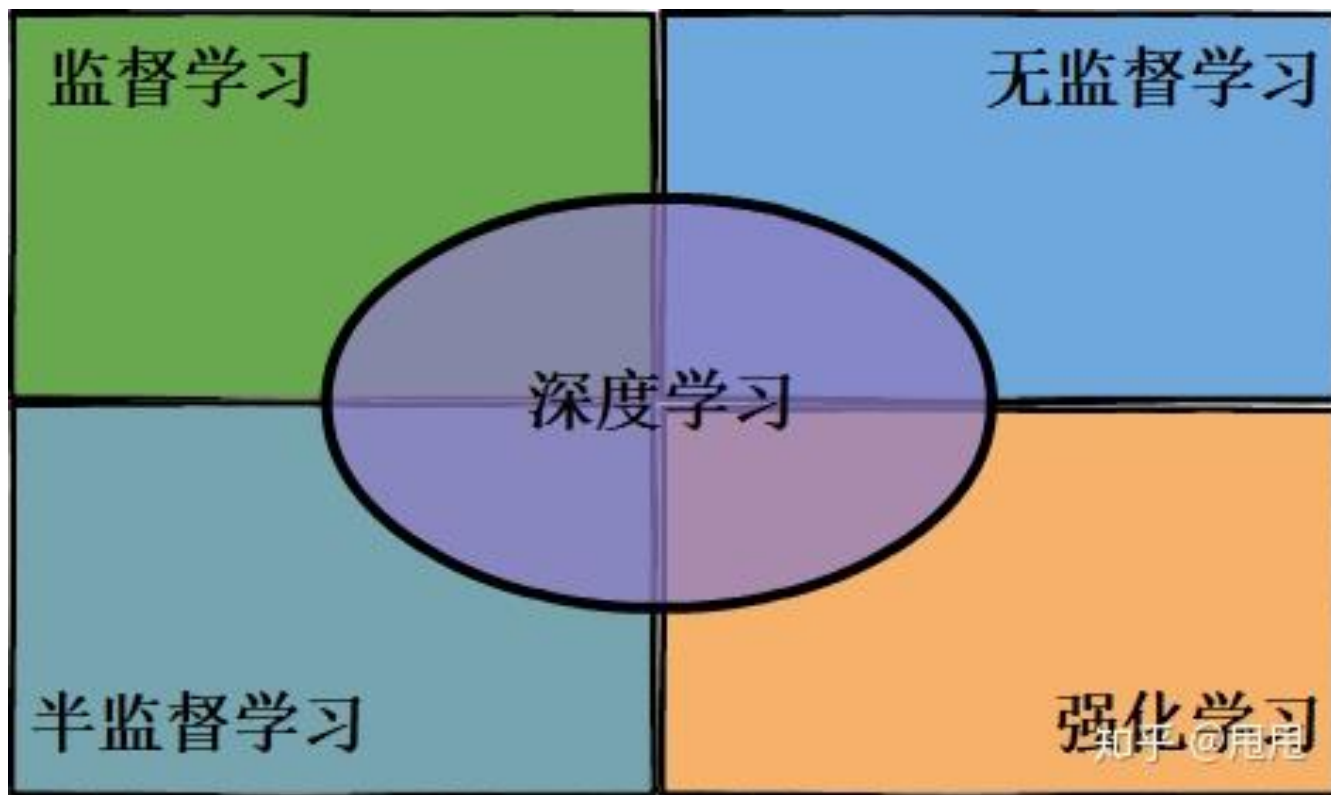
一个算法 ξ_a 如果在某些问题上比另一个算法 ξ_b 好，必然存在另一些问题， ξ_b 比 ξ_a 好，也即没有免费的午餐定理。

NFL定理的寓意是：脱离具体问题，空谈“什么学习算法更好”毫无意义，要谈论算法的相对优劣，必须要针对具体的学习问题。

大纲

- 引言
- 基本术语
- 假设空间
- 归纳偏好
- 算法分类
- 相关资料

算法分类



连接主义四大类别

算法分类

- 按照输入数据有无标记信息

- **监督学习：分类、回归**

样本带有标记值，称为监督信号，有学习过程，根据训练样本学习，得到模型，然后用于预测。按照标记值的类型可以进一步分为两类

分类问题 - 标记值为整数编号，离散值

回归问题 - 标记值为实数

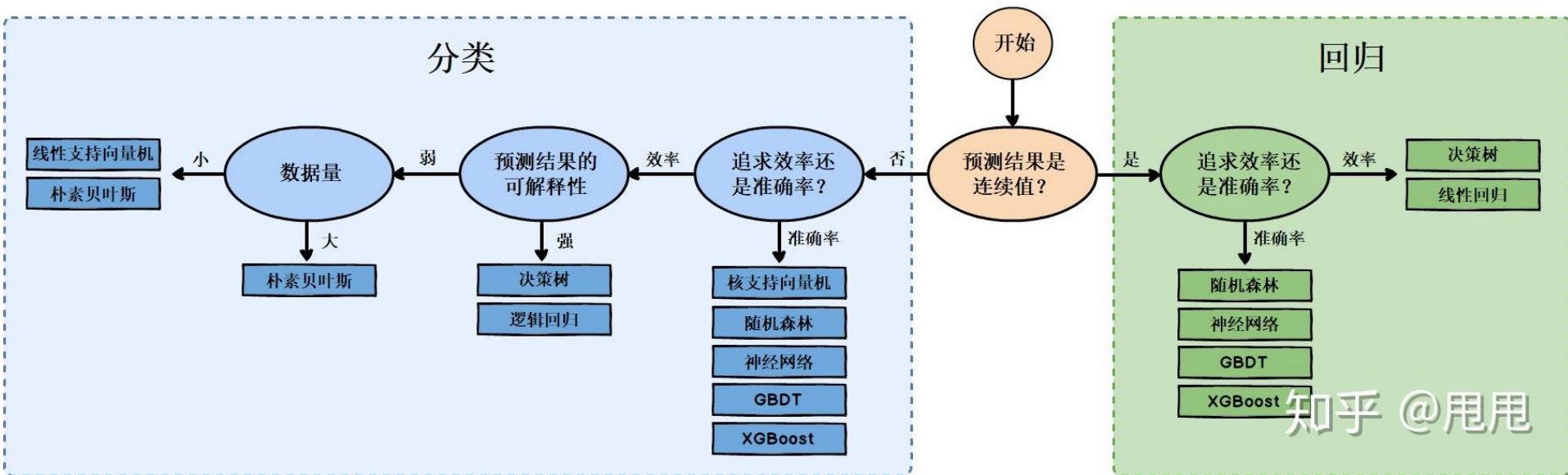
- **无监督学习：聚类，降维**

样本没有标记值，没有训练过程，机器学习算法直接对样本进行处理，得到结果

- **半监督学习：两者结合**

有些训练样本有标记值，有些没有标记值，用这些样本进行训练得到模型，然后用于预测，介于有监督学习与无监督学习之间

算法分类



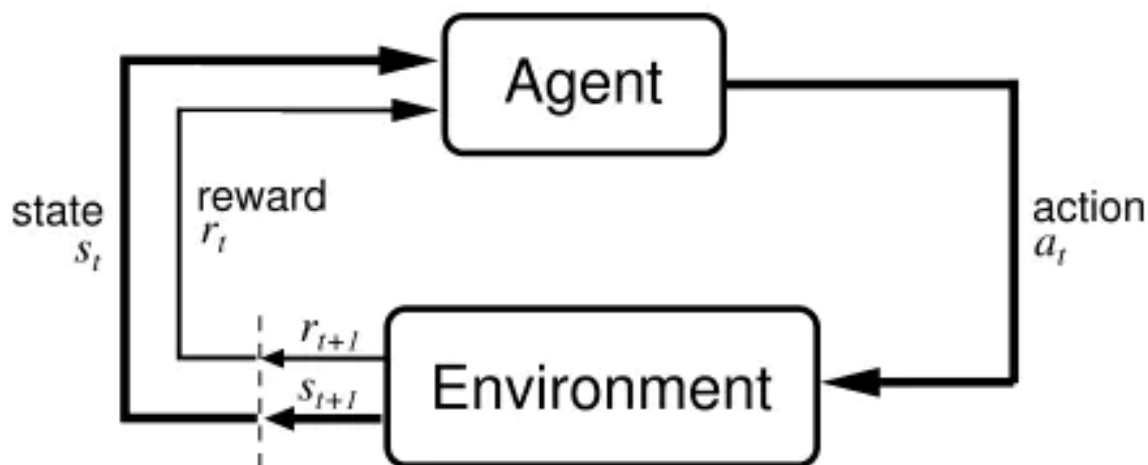
算法分类

➤ 强化学习：

计算机从一开始完全随机的进行操作，通过尝试从错误中学习，找到规律，学会了达到目的的方法。

给予算法一个不断试错，并具有奖励机制的场景，最终是算法找到最佳路径或者策略。

它主要包含四个元素，Agent、环境状态、行动、奖励，强化学习的目标就是获得最多的累计奖励。



分类问题

机器学习模型实现从特征向量到类别编号的映射 $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{Z}$

- 二分类问题，样本标记值通常设置为1和0，分别称为正样本和负样本
- 多分类问题，如下图0-9这10个手写阿拉伯数字的图像识别是典型的多分类问题



MNIST手写字符数据集-确定图像类别

回归问题

机器学习模型实现从特征向量到实数值的映射

$$\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$$

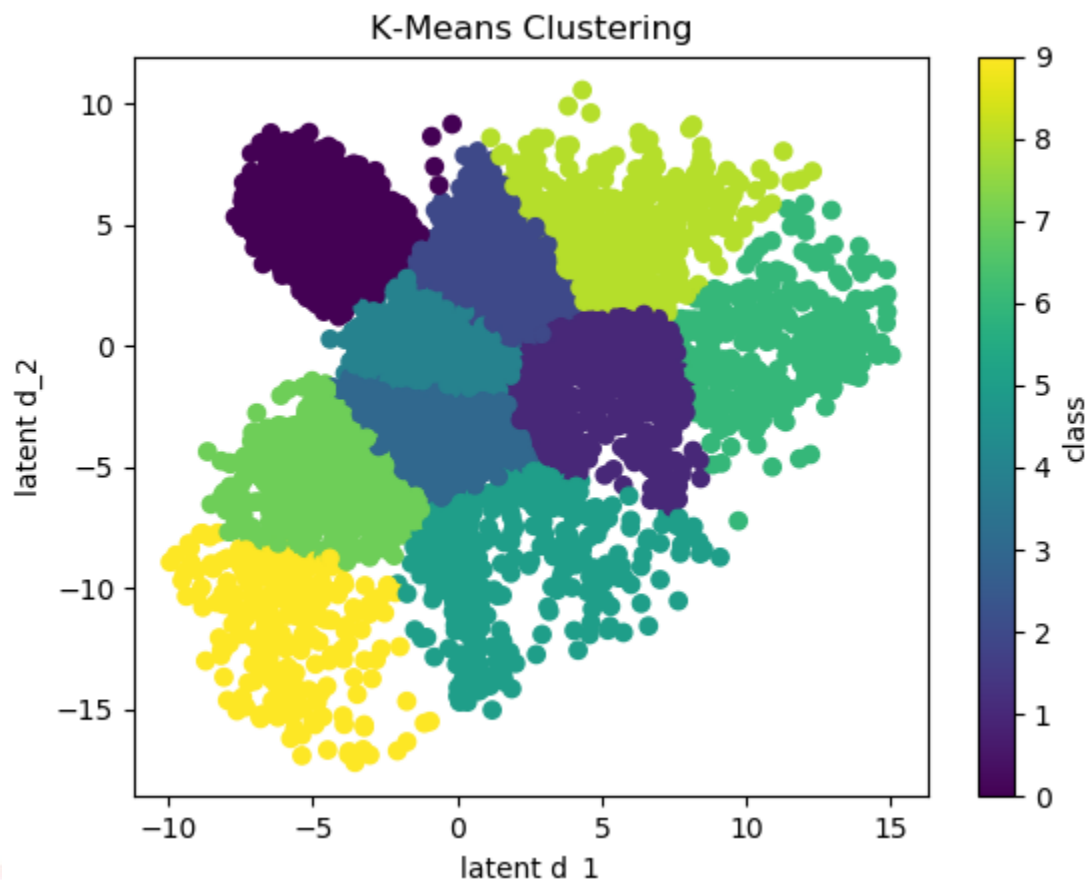
根据一个人的特征预测其收入，是典型的回归问题

性别	年龄	学历	工作年限	所在城市	行业	收入 (万)
男	31	本科	9	北京	金融	80
男	24	本科	2	深圳	金融	20
男	45	博士	18	深圳	互联网	230
女	25	本科	3	深圳	互联网	35
女	27	硕士	2	北京	财务	18
女	35	博士	8	上海	教育	30

聚类问题

也是分类问题，但没有训练过程

把一批样本划分成多个类，使得在某种相似度指标下每一类中的样本尽量相似，不同类的样本之间尽量不同

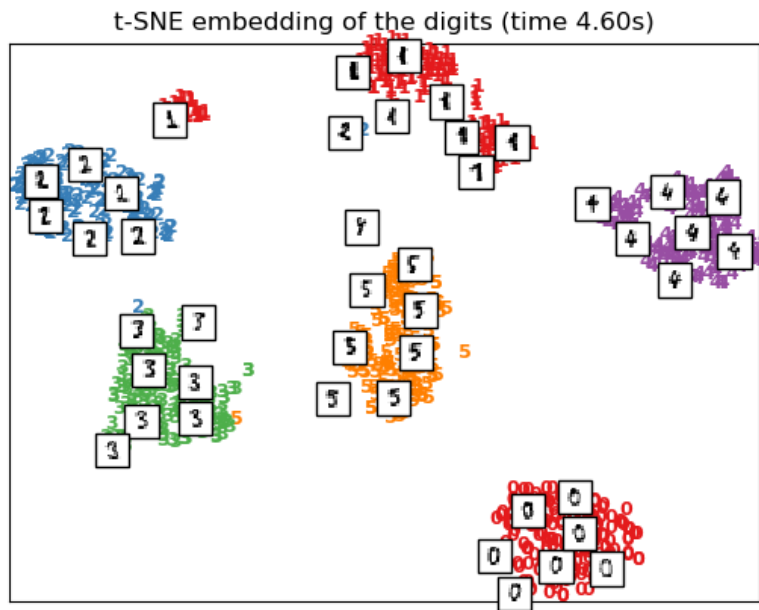


数据降维

它将n维空间中的向量 \mathbf{x} 通过某种映射函数映射到更低维的m维空间中

$$\mathbf{y} = \phi(\mathbf{x}) \quad m \ll n$$

降维后的数据更易于处理，且可以可视化，下图是将0-9这些手写数字图像投影到2维空间的结果



大纲

- 引言
- 基本术语
- 假设空间
- 归纳偏好
- 算法分类
- 相关资料

相关资料

- 相关杂志

- IEEE transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence (PAMI)
- Journal of Machine Learning Research (JMLR)
- IEEE Transactions on Neural Networks (TNN)
- Pattern Recognition (PR)

- 国际会议

- 国际机器学习会议ICML
- 神经信息处理系统会议NIPS
- 计算学习理论会议CCLT
- 国际遗传算法会议ICGA

相关资料

一些比较公认的相关权威刊物和会议（仅供参考）

相关权威刊物（字母序）：

- **AIJ** (Artificial Intelligence)
- **JAIR** (Journal of Artificial Intelligence in Medicine)
- **JMLR** (Journal of Machine Learning Research)
- **MLJ** (Machine Learning)
- **NCJ** (Neural Computation)
- **TKDE** (IEEE Trans Knowledge and Data Engineering)
- **TOIS** (ACM Trans Information Systems)
- **TPAMI** (IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence)

相关权威会议（字母序）：

- **AAAI** (National Conf. AI)
- **COLT** (ACM Ann. Conf. Learning Theory)
- **ECML** (Euro. Conf. Machine Learning)
- **ICML** (Intl. Conf. Machine Learning)
- **IJCAI** (Intl. J. Conf. AI)
- **NIPS** (Ann. Conf. Neural Information Processing Systems)
- **SIGKDD** (ACM Intl. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining)
- **UAI** (Intl. Conf. Uncertainty in AI)

课后作业

- 1、想想你上大学期间之前用传统封闭式编程解决不了的问题是否可以用机器学习方法解决？或者说谈谈你想用机器学习技术来解决一个什么样问题？
- 2、用Xmind工具完成一张“机器学习的业务应用”图。
- 3、用“图”的方式总结一下第一章绪论中的知识点。

作业发至：leicui@nwu.edu.cn