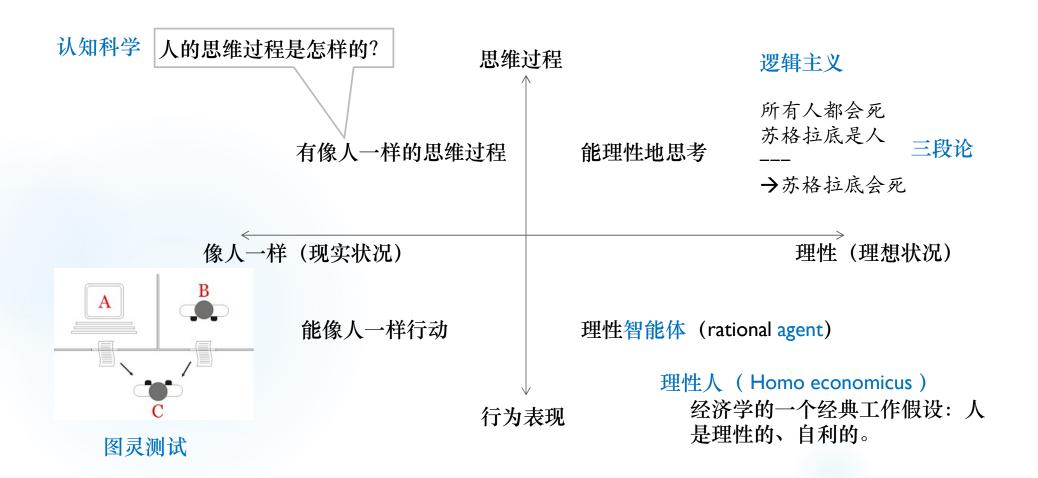
人工智能

机器能思考吗?

毛昕渝 2021/11/22

人工智能 (AI) 是什么?



发展历程

图灵的先见之明

- ▶ 在1950年的论文 Computing Machinery And Intelligence 中,图灵提到了:
 - ▶ 机器能思考吗?
 - ▶ 为了为这个问题提供一个判断准则,他提出了一种模仿游戏,今天被称为图灵测试。
 - ▶ 这种"能思考"的机器就是通用电子计算机
 - ▶ 回应了对机器能思考的各种反驳
 - ▶ 会学习的机器
 - ▶ Instead of trying to produce a programme to simulate the adult mind, why not rather try to produce one which simulates the child's?
 - ▶ We have thus divided our problem into two parts. The child-programme and the education process. These two remain very closely connected.
 - ▶ The use of punishments and rewards can at best be a part of the teaching process.

诞生



- ▶ Marvin Minsky
- ▶ 1950年建造了第一台神经 网络计算机SNARC
- ▶ 1969年图灵奖得主



一般被认为是人工智 能领域的开端

- ► Herbert A. Simon
- ► 在1956年的达特茅斯人工智能 会议上展示了推理程序"逻辑 理论家 (Logic Theorist)"

▶ 1975年图灵奖得主

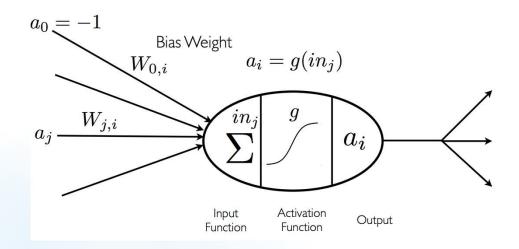
证明了《数学原理》 第二章中的大部分定 理

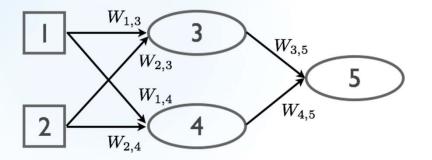
知识系统

▶ Edward Feigenbaum等人: 专家系统



连接主义: 人工神经网络





- 第i个神经元的输入: $in_i = \sum_j W_{ji} a_j$.
- 第i个神经元的输出: $a_i = g(in_i) = g(\sum_j W_{ji}a_j)$.
- 激活函数 *g* 一般的是非线性的,这样的多层网络可以逼近很复杂的函数。
- "训练"神经网络: 反向传播算法

学习与进化

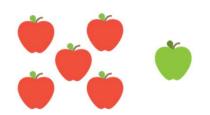
"君子曰: 学不可以已。" ——《荀子·劝学》

"学而时习之,不亦乐乎?"——《论语》

归纳的问题: 学习何以可能?

休谟的问题

归纳推断为什么有道理?





David Hume 1711--1776

不变量假设

运用所学的环境和学习的环境不会有巨大的、根本性的差别。有一些规律是不变的。

规律可学习假设(来自计算机科学)

承上,有一些规律是不变的。并且这些规律:

- 1. 可以被某种计算过程(算法)检验;
- 2. 这种检验算法能够通过现实的资源和与环境的有限的交互来得到。

认同这些假设有利 于实践,实践是一 切怀疑论的解毒剂。

机器学习任务的分类

监督学习

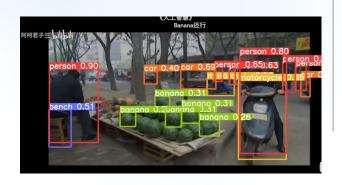
给定数据集

$$T = \left\{ \left(x_i, f(x_i) \right) \right\}_{i \in [|T|]},$$

试图学习函数f.

例子:

- 手写数字识别
- 图像标注



无监督学习

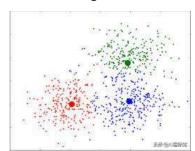
给定数据集

$$T = \{x_1, x_2, \dots, x_n\},\$$

学习其中的隐含的模式和信息。

例子:

- 数据挖掘
- 聚类
- · 网页排序 (Pagerank)



强化学习

让机器在环境中行动,有时会得到 反馈(奖励或惩罚);我们希望机 器根据反馈理性地行动(回报最大 化)。

例子:

- AlphaGo
- 王者荣耀



理论的视角: PAC学习

- ► Probably Approximately Correct
- ▶ 基本设定
 - ▶ 要学习的目标函数f来自某个函数的集合 $\mathcal{F} = \{f: X \to \{0,1\}\}$,称为概念类。
 - ▶ 学习得出的函数h 称为假设。

PAC可学习

一个概念类 $\mathcal{F} = \{f: X \to \{0,1\}\}$ 是PAC可学习的,如果存在满足以下条件的概率算法 \mathcal{A} 和函数 $T(\mathcal{F}, \epsilon, \delta)$:

• 任给X上任意的概率分布D,函数 $f^* \in \mathcal{F}$ 和整数 $t \geq T$:

$$\Pr\begin{bmatrix} (x_1, \dots, x_t) \leftarrow \mathcal{D}^t \\ y_i \coloneqq f^*(x_i) & : \mathcal{D}(f \Delta h) \le \epsilon \\ h \leftarrow \mathcal{A}(\{(x_i, y_i)\}_{i \in [t]}, \epsilon, \delta) \end{bmatrix} \ge 1 - \delta.$$

• \mathcal{A} 在poly $\left(T,\frac{1}{\epsilon},\frac{1}{\delta}\right)$ 时间内运行。

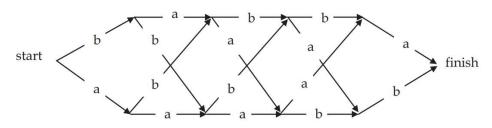
$$\mathcal{D}(f \Delta h) \coloneqq \Pr_{x \leftarrow \mathcal{D}}[f(x) \neq h(x)]$$

PAC学习的能力与极限

- ▶ 可学习的例子:
 - ▶ $\mathcal{F}_{RECTANGLES} =$ 平面上与坐标轴平行的矩形
 - ▶ $\mathcal{F}_{BOOL} = n$ 个布尔变量的析取
 - ▶ *F_{CNF}* =长度不超过ℓ的CNF
- ightharpoonup 不可学习的例子: $\mathcal{F}_{REGULAR}$ = 正则语言 (能被确定有限自动机识别的语言)
 - ▶ 正则语言的PAC学习算法可以用于破解RSA*



Leslie Valiant 2010年图灵奖得主



- * M. Kearns and L. G. Valiant, "Cryptographic Limitations on Learning Boolean Formulae and Finite Automata," *Journal of the ACM* 41, no. 1 (1994): 67–95.
- ** Picture from Probably Approximately Correct: Nature's Algorithms for Learning and Prospering in a Complex World By Leslie Valiant

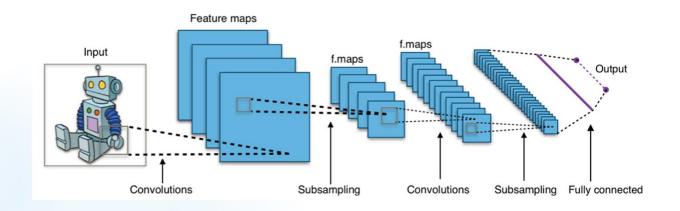
进化 vs. 学习: "人工"在哪里?

- ▶ 从学习的观点看生物进化:
 - ▶ 进化论的"量化版本": 生物界何以快速繁荣?
 - ▶ 学习目标: 更好的适应自然环境
 - ▶ 例子: 基因的表达
- ▶ 生物的进化与机器的学习有何不同?
 - ▶ 起始条件不同: 机器学习可以人为地设置较好的初始假设
 - ▶ 反馈机制不同: 自然的反馈机制有时更不直接,有时直接导致生物个体死亡。
- ▶ "人工"在哪里?
 - ▶ 硅基生物不同于碳基生物? 采用了不同的算法?
 - ▶ 演化的环境和时间不同!

智能时代

这是最好的时代, 这是最坏的时代。

深度学习:连接主义的复兴



2010至今: 数据+算力

2018年,Yoshua Bengio, Geoffrey Hinton, Yann LeCun 因为深度神经网络的相关工作获得图灵奖。

哲学迷思: 机器能思考吗?

▶ 中文房间

▶ 思维不仅仅是程序和神经元的物理运作



▶ "机器就是不能做某事"

图灵在论文里举例:

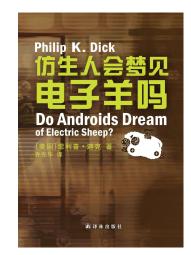
"Be kind, resourceful, beautiful, friendly, have initiative, have a sense of humour, tell right from wrong, make mistakes, fall in love, enjoy strawberries and cream..."

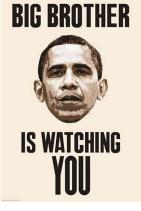
他认为这只是人们对机器的固有印象。人们需要"公平地对待机器"。

展望未来

- ▶ 智能化、精细化的社会
 - ▶ 交通信号灯的控制
 - ▶ 个性化的服务
- ▶ 隐私问题
 - ▶ 价格歧视
 - ▶ 保险
 - ▶ 老大哥在看着你?
- ▶ 多数人成为"无用之人"?









Thanks for listening ©