

# 人工智能原理与技术



## 一、绪论

# 个人简介

高峰 中国海洋大学 副教授

邮箱: [gaofeng@ouc.edu.cn](mailto:gaofeng@ouc.edu.cn)

微博: 高峰ouc

个人主页: <http://feng-gao.cn>

知乎



**高峰OUC** 中国海洋大学, 信息学院教师

中国海洋大学 | 信息学院教师

北京航空航天大学 | 计算机科学与技术 | ♂

查看详细资料



Feng Gao's Homepage



不安全 | feng-gao.cn



[首页](#) [新闻](#) [著作](#) [成员](#) [博客](#)

## 课程教学

- 2020年秋季学期 本科生课 《软件工程》
- 2020年秋季学期 研究生课 《学术论文写作》
- 2020年秋季学期 研究生课 《人工智能原理与技术》

# 课程的组织结构

**课堂教学：** 研讨型教学、课堂练习与讨论、个人项目汇报

**课后作业：** 代码练习及论文阅读

**成绩构成：** 要和大家商量



理想的师生关系：  
健身教练/健身学员

老师：身经百战  
学生：亲历亲为



# 课程的组织结构

课程实践教学主要使用 pytorch

我希望每周是 2+1 的形式

如果可能，希望同学们带着电脑，能够现场调代码

# 课上交流方式

QQ群：733299576



随时交流，提问

雨课堂

上课签到，  
实时回答问题

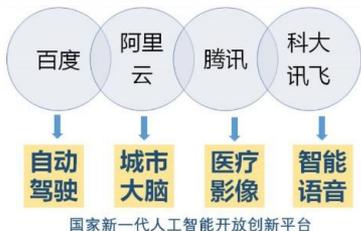
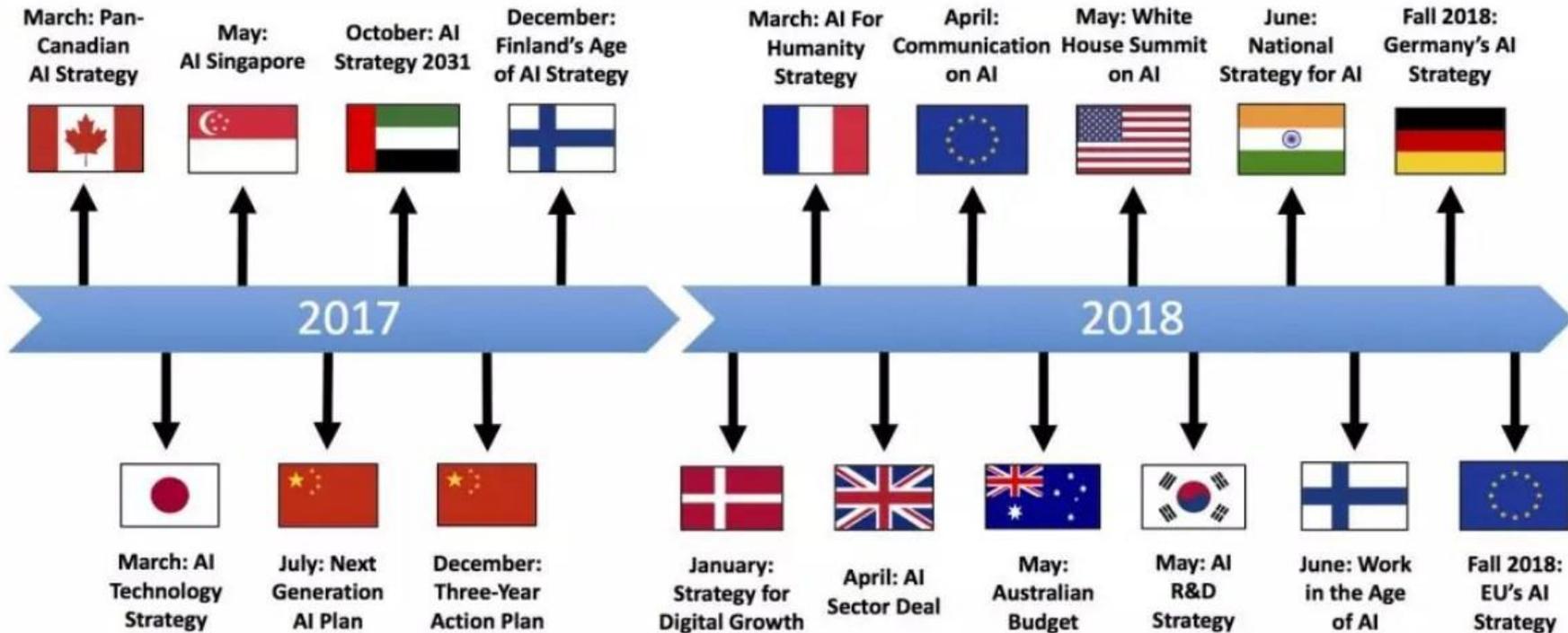
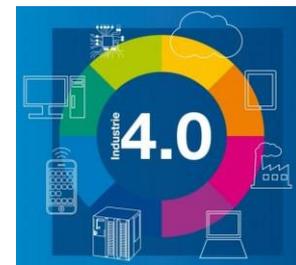
# 1. 人工智能和机器学习概述

# 人工智能军备竞赛

15亿欧元



AI特别委员会

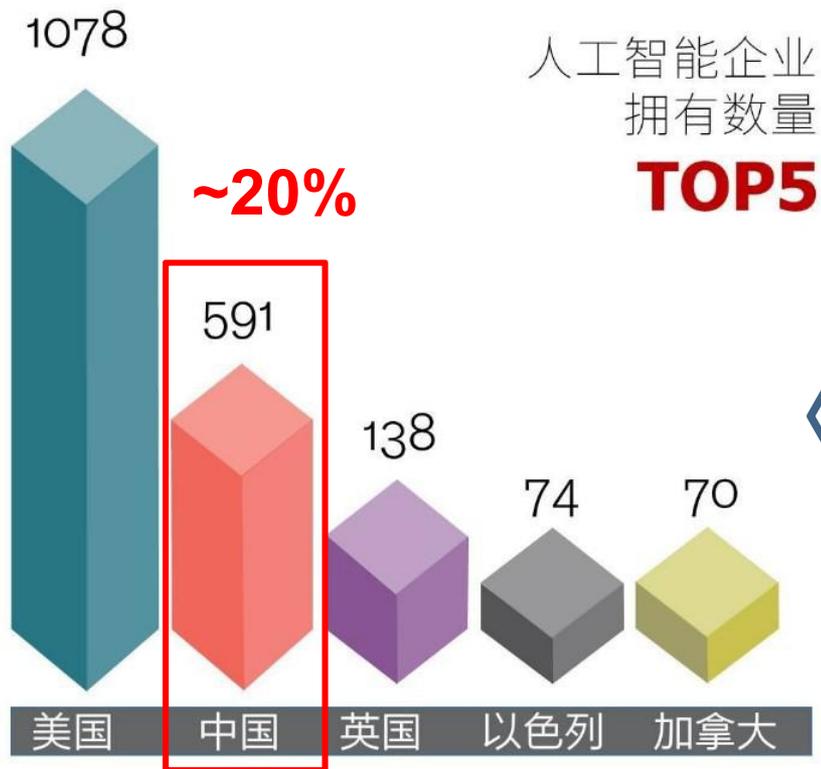


1万亿韩元

2.2万亿韩元

# 人工智能人才缺口

从全球来看，AI人才供应不足，中国问题尤其严重



全球人工智能企业分布

(总数: 2617, 人才需求: 100万)



具有人工智能研究方向的高校

(总数: 367, 每年输出人才: 2万)

# 人工智能高等教育

2017.07

## 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知

国发〔2017〕35号

各省、自治区、直辖市人民政府，国务院各部委、各直属机构：

现将《新一代人工智能发展规划》印发给你们，请认真贯彻执行。

### 加快培养人工智能高端人才

- 完善人工智能教育体系，加强人才储备和梯队建设，形成我国人工智能高地



2018.04

## 教育部文件

教技〔2018〕3号

教育部关于印发《高等学校人工智能创新行动计划》的通知

- 推动人工智能一级学科建设
- 到2020年建设100个“人工智能+X”复合特色专业、建立50家人工智能学院研究院

# 什么是人工智能

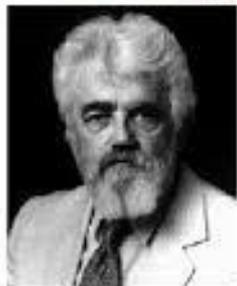


1956年美国达特茅斯会议：“人工智能”概念诞生

## 人工智能(Artificial Intelligence)

使一部机器像人一样进行感知、认知、决策、执行的人工程序或系统

# 人工智能的起源



John McCarthy

• 1958年麦卡锡发明了表处理语言LISP。LISP可以方便地处理符号，很快成为人工智能程序设计的主要语言，至今仍被使用。

约翰·麦卡锡

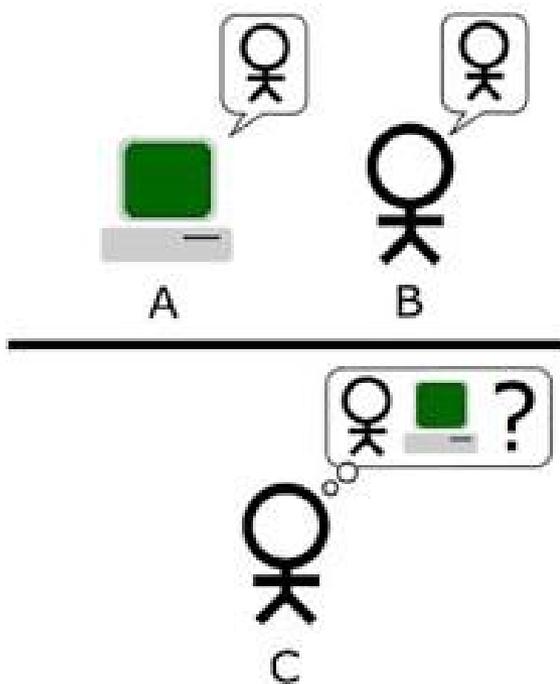


机器智能，阿兰-图灵，1948



摩尔 麦卡锡 明斯基 赛弗里奇 所罗门诺夫  
(1956-2006)

# 图灵与人工智能



图灵测试

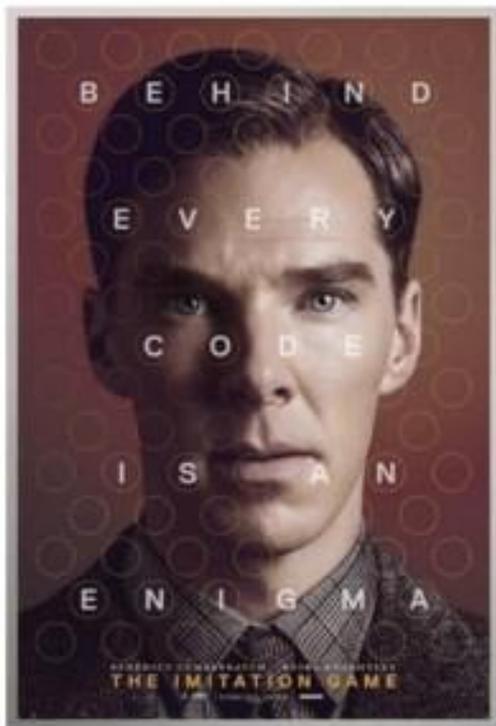
请思考一下图灵测试的应用？



验证码系统



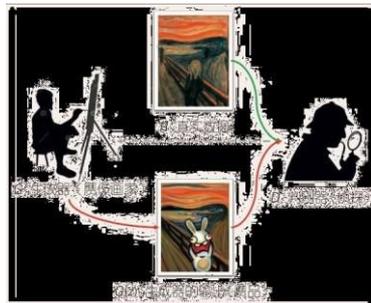
# 图灵与人工智能



“模仿游戏”



Enigma 密码系统

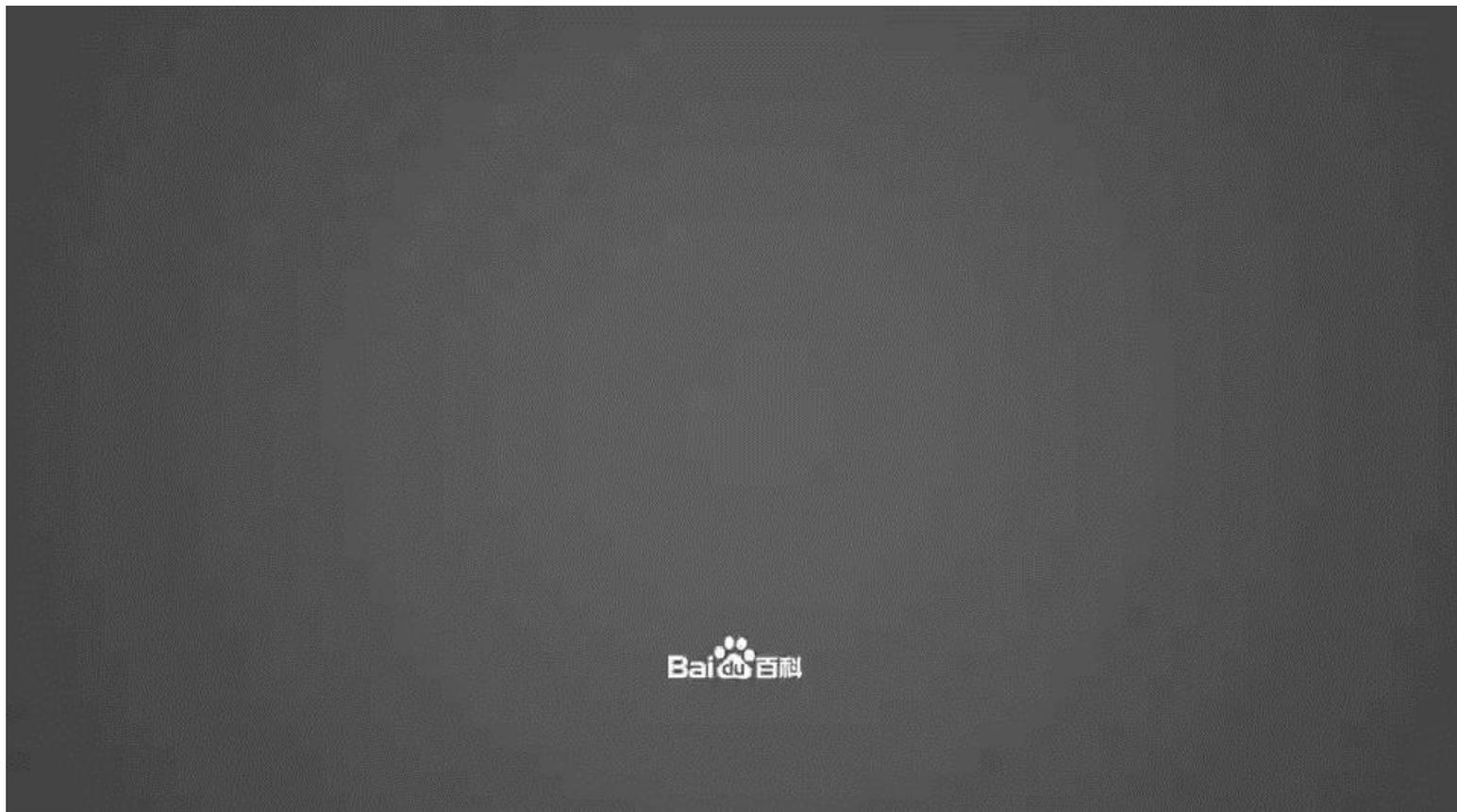


对抗式生成网络  
(GAN)

请大家思考：

为什么叫模仿游戏？

# 图灵与人工智能



# 图灵与人工智能



2019年3月，ACM 宣布，有“深度学习三巨头”之称的 Yoshua Bengio、Yann LeCun、Geoffrey Hinton共同获得了2018年的图灵奖，这是图灵奖1966年建立以来少有的—年颁奖给三位获奖者

# 人工智能发展标志性事件



达特茅斯会议  
标志AI诞生

1956年



罗森布拉特  
发明感知机

1960年



通用问题求  
解系统GPS  
系统

1968年



DENDRAL  
专家系统问  
世

1969年

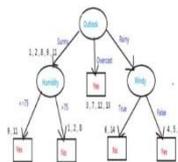


M.Minsky和  
S.Papert之处  
感知机的局限  
性+本身技术条  
件的限制联结  
主义陷入谷底



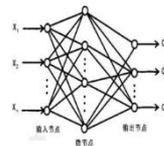
J.Jhopfield  
解决NP难问  
题，使得连接  
主义重新受到  
人们关注

1983年



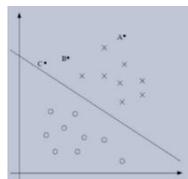
符号主义的代  
表方法是决策  
树和基于逻辑  
的学习

20世纪80年代



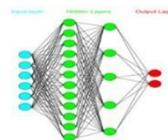
D.E.Rum  
el-hart等  
人发明了  
BP 算法

1986年



20世纪90年代

统计学习登  
场，并迅速  
占领了历史  
舞台，代表  
性技术是  
SVM



Hinton提  
出了深度  
学习的神经  
网络

2006年

# 人工智能发展阶段

## 萌芽期

1943年，人工神经网络和数学模型建立，**人工神经网络研究时代开启**；1950年，计算机与人工智能之父图灵发表《机器能思考吗？》，提出“图灵测试”；



## 启动期

1956年，达特茅斯会议召开，标志着**人工智能的诞生**；期间，国际学术界人工智能研究潮流兴起，罗素《数学原理》被算法全部证明，学术交流频繁；



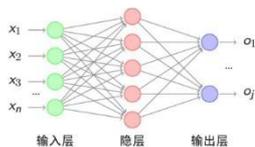
## 消沉期

1969年，作为主要流派的**连接主义与符合主义进入消沉**，四大预言遥遥无期，在计算能力的限制下，国家及公众信心持续减弱；



## 突破期

1975年，**BP算法**开始研究，第五代计算机开始研制，专家系统的研究和应用艰难前行，半导体技术发展，计算机成本和计算能力逐步提高，**人工智能逐渐开始突破**；



## 发展期

1986年，**BP网络**实现，神经网络得到广泛认知，基于人工神经网络的算法研究突飞猛进；**计算机硬件**能力快速提升；互联网构建，**分布式网络**降低了人工智能的计算成本；



## 高速发展期

2006年，深度学习被提出，人工智能**算法产生突破性发展**；2010年，移动互联网发展，人工智能**应用场景开始增多**；2012年，深度学习算法在语言和视觉识别上实现突破，同年，融资规模开始快速增长，人工智能**商业化高速发展**

# 人工智能的三个层面

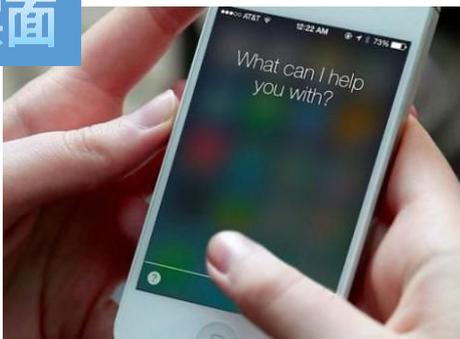
第一层面



**计算智能**

能存能算

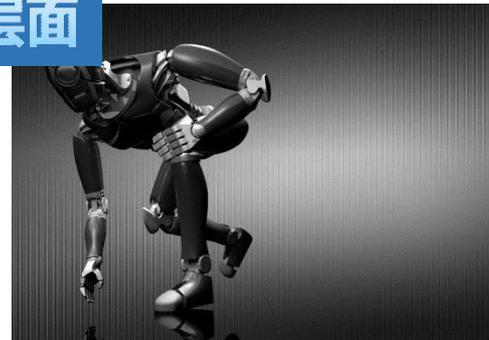
第二层面



**感知智能**

能听会说、能看会认

第三层面



**认知智能**

能理解，会思考

# 人工智能第一个层面-计算智能



计算机具有**快速计算**和**记忆存储**能力：

1996年首次对决中，国际象棋大师卡斯帕罗夫以4:2的战绩击败IBM深蓝。但在1997年，他输给了卷土重来的“深蓝”（Deeper Blue）

(1) “深蓝”重量达1.4吨，有32个节点，每个节点有8块专门为进行国际象棋对弈设计的处理器，平均运算速度为每秒200万步。

(2) 深蓝算法的核心是基于**暴力穷举**：生成所有可能的走法，然后执行尽可能深的搜索，并不断对局面进行评估，尝试找出最佳走法。

**计算智能** 能存储会计算

# 人工智能第二个层面-感知智能



**感知智能**

能听会说  
能看会认

类似于人的视觉、听觉、触觉等感知能力

**请思考：机器的感知是否已超越人类？**

# 人工智能第三个层面-认知智能



逻辑推理



知识理解

决策思考



**认知智能** 能理解、思考、决策

概念、意识、观念都是认知智能的表现

# 人工智能+



AI+生活

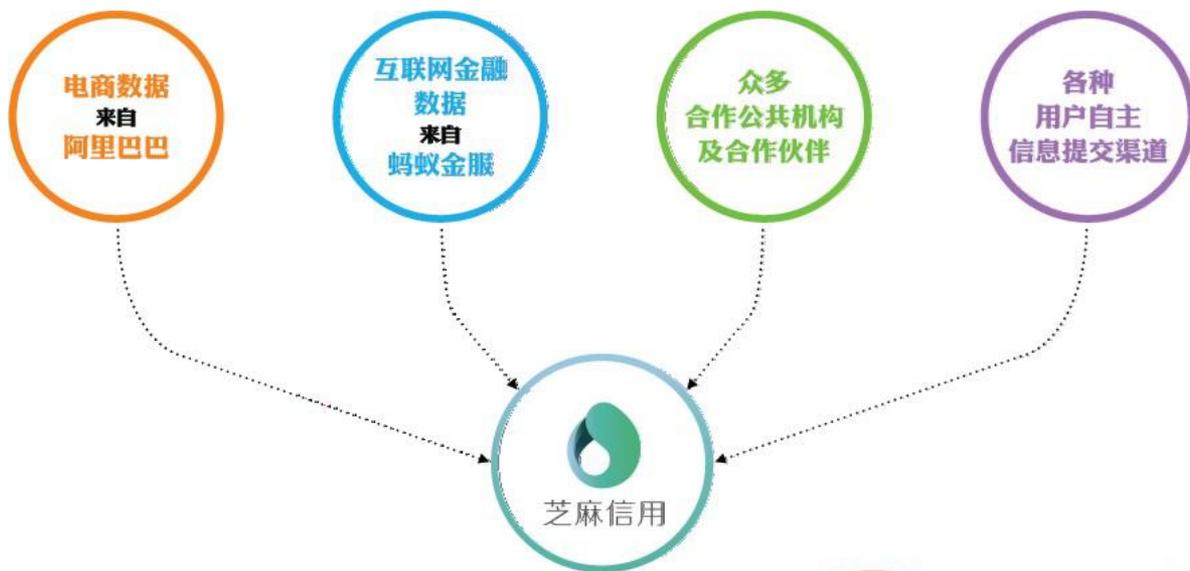
AI+行业

# 人工智能+金融



人工智能结合金融以后，可以更方便，更安全

# 人工智能+金融



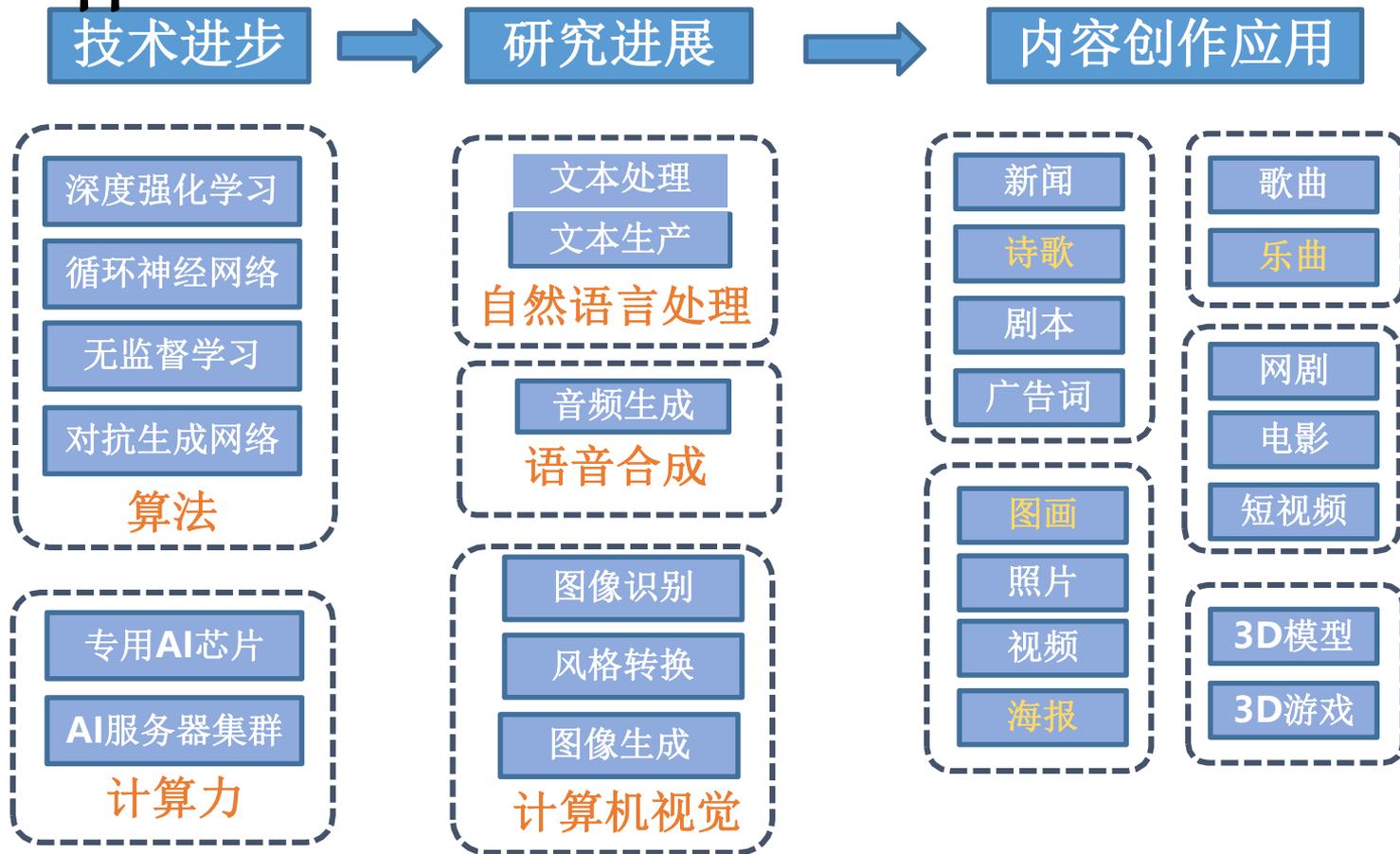
《黑镜》



消费信贷  
消费分期  
信用卡  
P2P



# 人工智能+内容创作



# 人工智能+内容创作

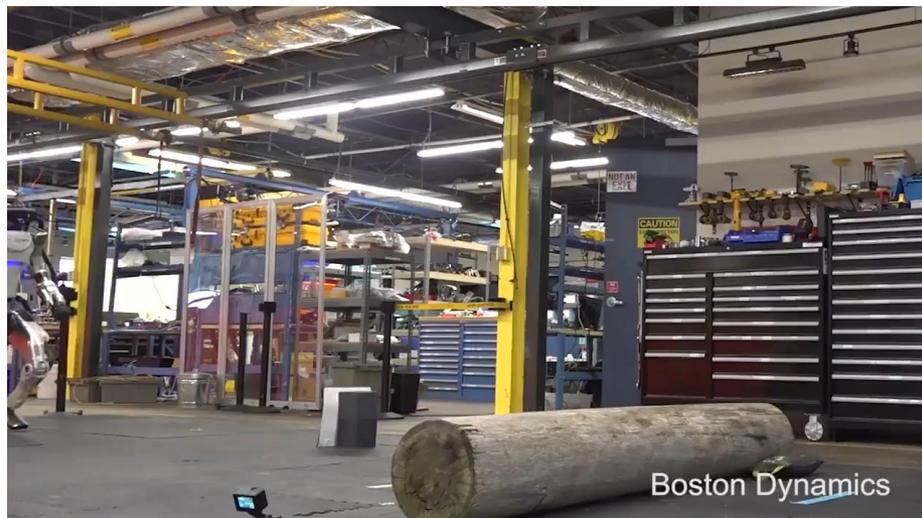


2017腾讯媒体+峰会现场，嘉宾演讲结束刚说声谢谢、还没走下台，腾讯写作机器人**DreamWriter**不到1秒钟撰写的新闻稿就已经发了出来。



2017年双11，参与制作了4亿张促销海报AI设计师**鲁班**，引起了很多人的注意。但实际上16年双11时，**鲁班系统**就已经参与了数亿张海报的制作。

# 人工智能+机器人



扫地机器人



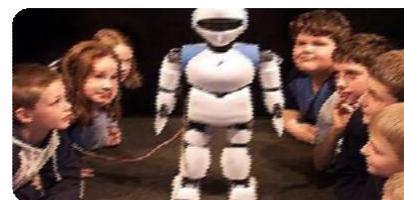
医疗机器人



拣货机器人

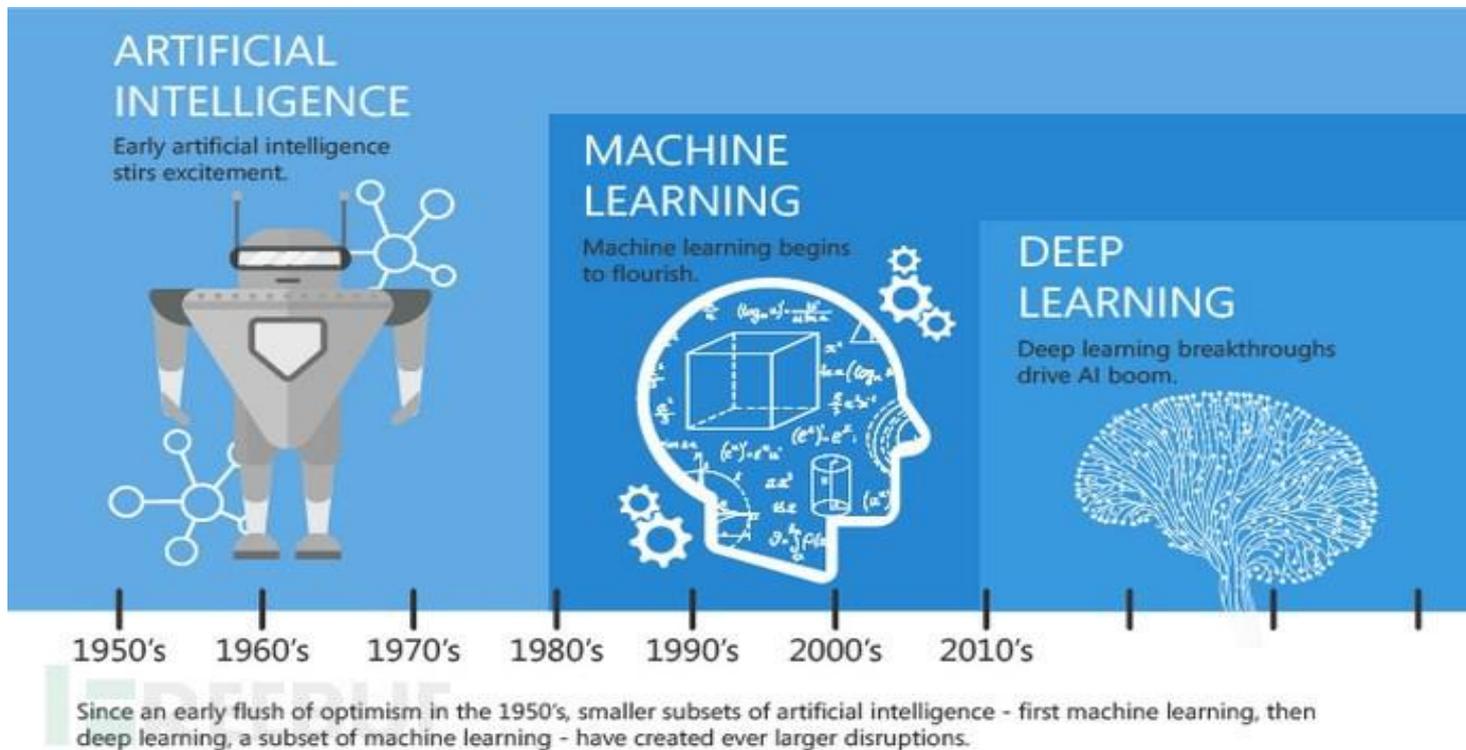


服务机器人



教育机器人

# 人工智能 > 机器学习 > 深度学习



人工智能是一个目标，希望机器像人一样感知和思考；  
机器学习是实现这个目标的一些方法；  
深度学习只是这些方法中很小的一部分方法。

# 逻辑演绎 vs 归纳总结

## AI数理基础

逻辑：知识表达与推理

概率：模型、策略、算法

1950s

推理期 → 知识期

~1990

学习期

## 主流技术

逻辑推理 知识工程

机器学习

符号主义

贝叶斯

联结主义

## AI学派

模拟人的心智：使用符号、规则和逻辑来表征知识和进行逻辑推理

对事件发生的可能性进行概率推理

模拟脑结构：使用概率矩阵来识别和归纳模式

（“自上而下”）

（“自上而下”  
+ “自下而上”）

（“自下而上”）

## 代表方法

定理证明机

专家系统

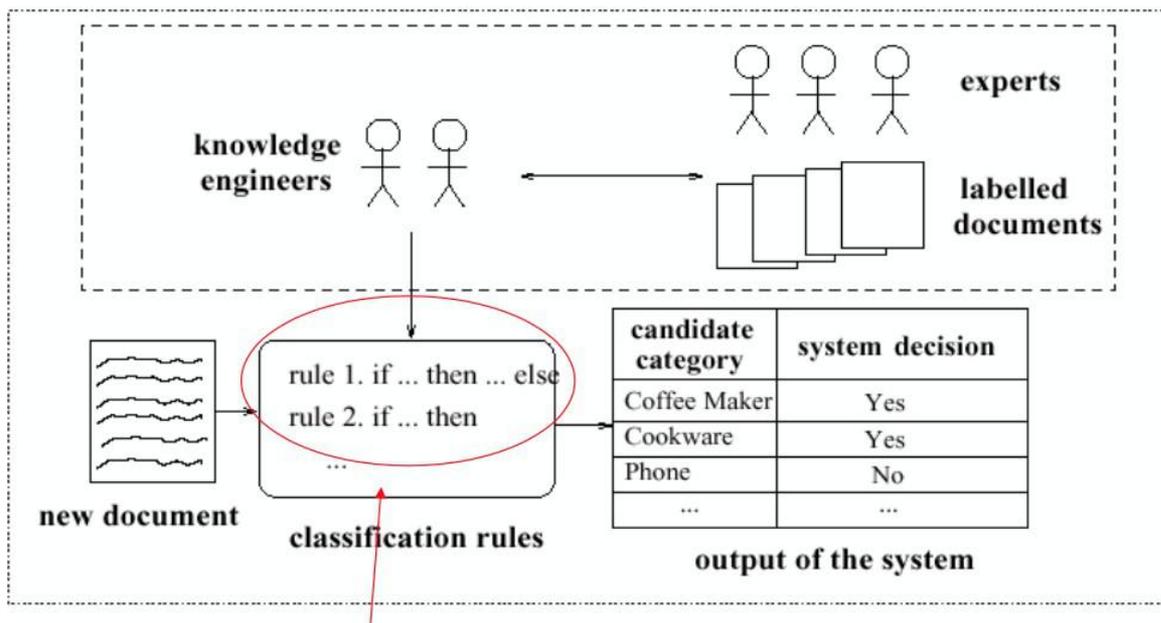
朴素贝叶斯  
隐马尔科夫

神经网络

# 知识工程/专家系统

根据专家定义的知识 and 经验，进行推理和判断，从而模拟人类专家的决策过程来解决问题。

Expert system for text categorization (late 1980s)

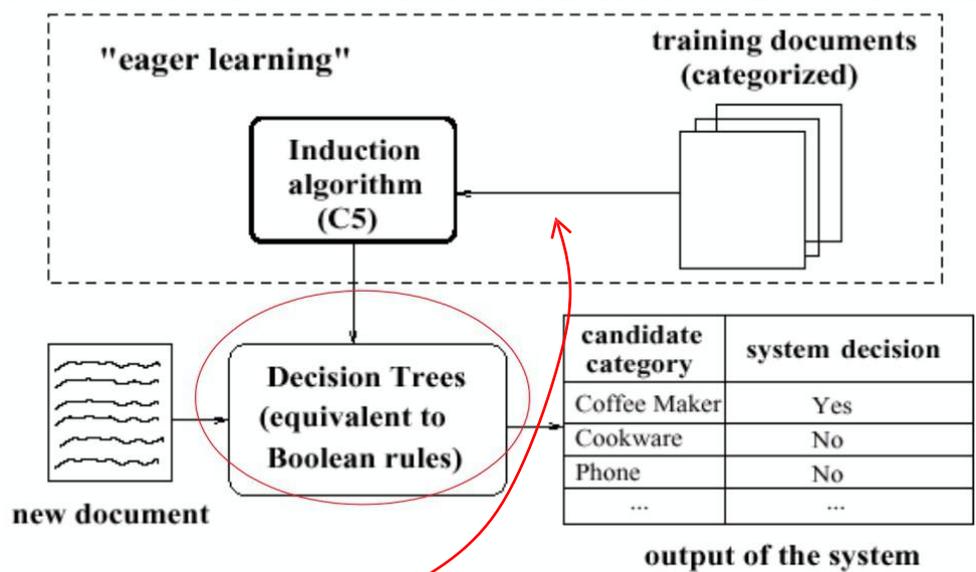


人工定义规则

如果出现了广告，或者推销，是不是垃圾邮件

# 机器学习

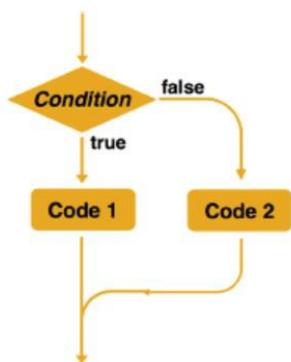
## DTree induction for text categorization (since 1994)



机器自动训练

# 知识工程 vs 机器学习

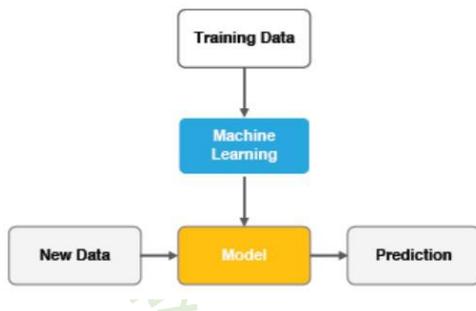
Rule-based approach



## ■ 知识工程

- 基于手工设计规则建立专家系统（~80年代末期）
- 结果容易解释
- 系统构建费时费力
- 依赖专家主观经验，难以保证一致性和准确性

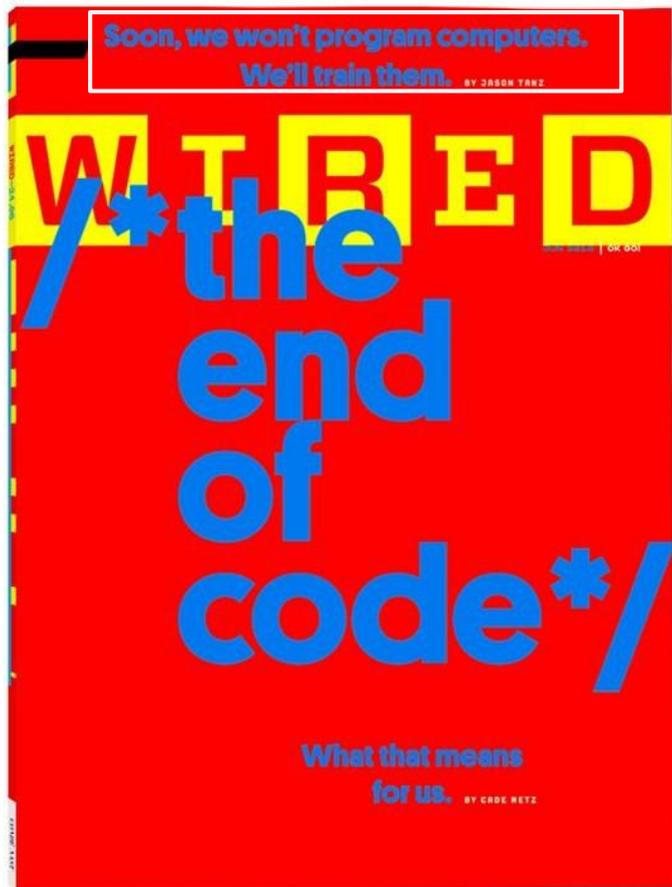
Machine learning



## ■ 机器学习

- 基于数据自动学习（90年代中期~）
- 减少人工繁杂工作，但结果可能不易解释
- 提高信息处理的效率，且准确率较高
- 来源于真实数据，减少人工规则主观性，可信度高

# 知识工程 vs 机器学习



## Medium



Andrej Karpathy [Follow](#)

Director of AI at Tesla. Previously Research Scientist at OpenAI and PhD student at Stanford. I like to train deep neural nets on large datasets.

Nov 12 · 7 min read

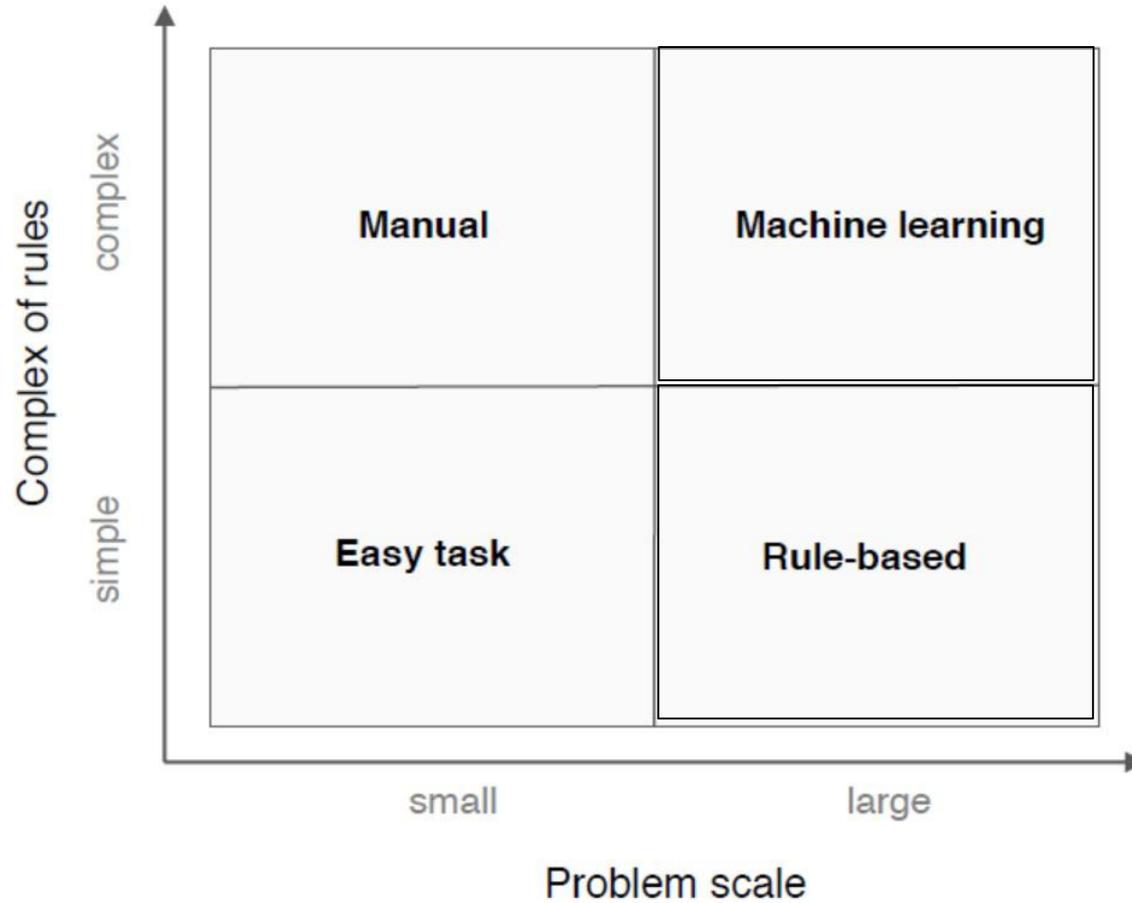
## Software 2.0

I sometimes see people refer to neural networks as just “another tool in your machine learning toolbox”. They have some pros and cons, they work here or there, and sometimes you can use them to win Kaggle competitions.

Unfortunately, this interpretation completely misses the forest for the trees. Neural networks are not just another classifier, they represent the beginning of a fundamental shift in how we write software. They are Software 2.0.

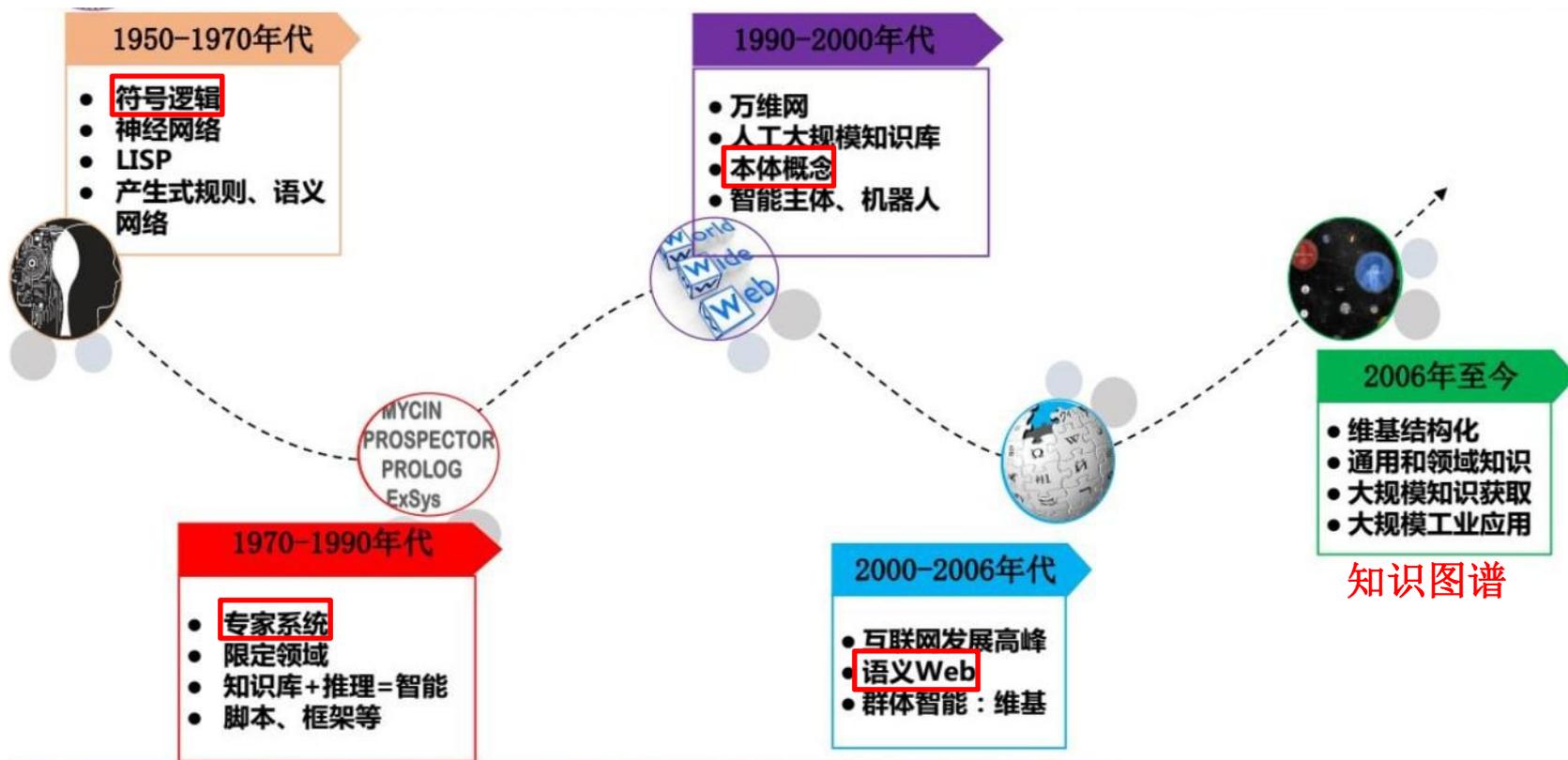
The “classical stack” of **Software 1.0** is what we’re all familiar with—it is written in languages such as Python, C++, etc. It consists of explicit instructions to the computer written by a programmer. By writing each line of code, the programmer is identifying a specific point in program space with some desirable behavior.

# 知识工程 vs 机器学习



# 知识工程的发展 & 融合

请思考：知识工程就没有什么作用了么？



# 机器学习的应用技术领域

Image Classification    Object Detection

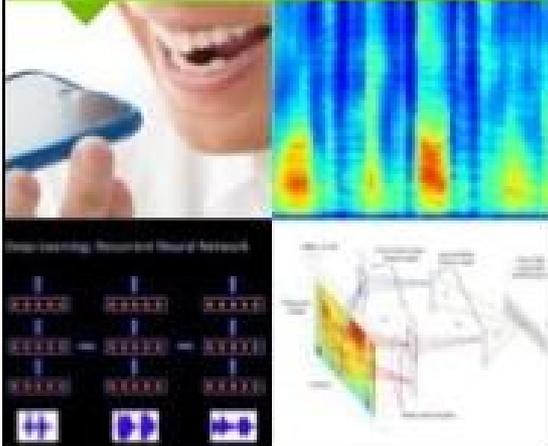
## COMPUTER VISION



This panel illustrates various applications of computer vision. At the top, icons represent image classification (a dog and a leaf) and object detection (a car and a person). The main section features a green banner with the text 'COMPUTER VISION'. Below the banner, there are four images: a 3D reconstruction of a crowd of people, a street scene with colored overlays representing different object classes, a close-up of an iris being scanned, and a greenhouse with a person walking through it, where objects are highlighted with bounding boxes.

Voice Recognition    Language Translation

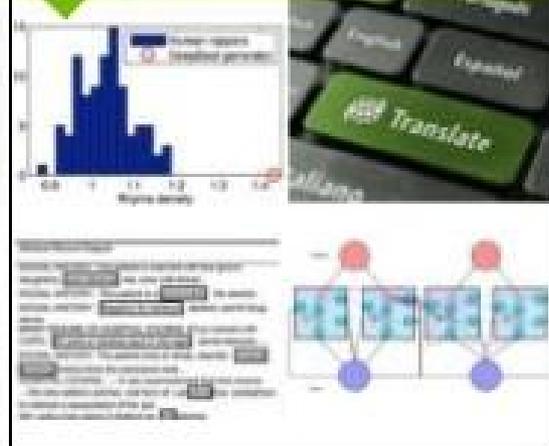
## SPEECH & AUDIO



This panel illustrates applications in speech and audio processing. At the top, icons represent voice recognition (a microphone) and language translation (a waveform). The main section features a green banner with the text 'SPEECH & AUDIO'. Below the banner, there are four images: a person smiling while talking on a mobile phone, a spectrogram showing frequency over time, a diagram of a neural network with nodes and connections, and a heatmap visualization of a signal.

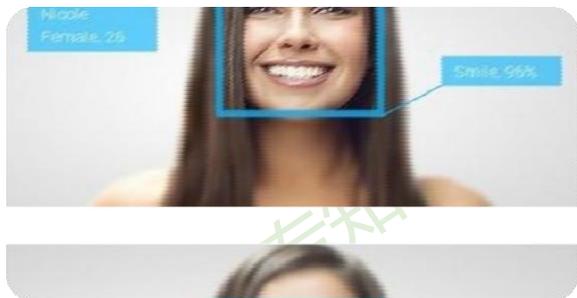
Recommendation Engines    Sentiment Analysis

## NATURAL LANGUAGE PROCESSING



This panel illustrates applications in natural language processing. At the top, icons represent recommendation engines (a book, an apple, and a person) and sentiment analysis (three smiley faces). The main section features a green banner with the text 'NATURAL LANGUAGE PROCESSING'. Below the banner, there are four images: a bar chart showing data distribution, a close-up of a keyboard with a green 'Translate' key, a screenshot of text with highlighted segments, and a diagram of a neural network with nodes and connections.

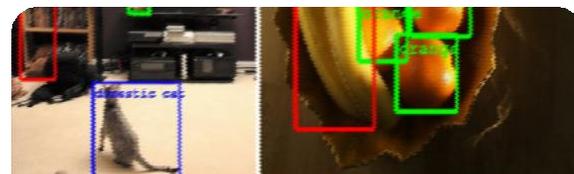
# 计算机视觉



人脸识别



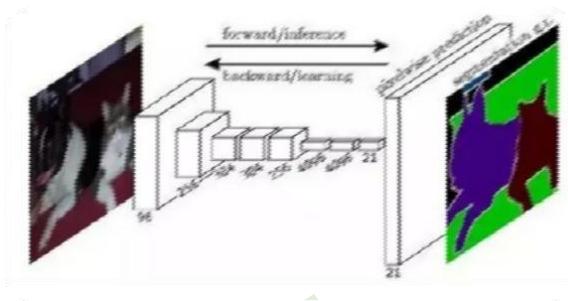
图像分类



目标检测



图像搜索

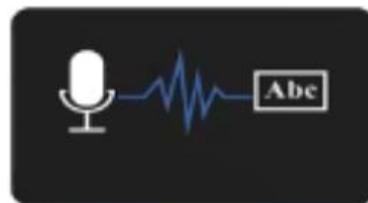
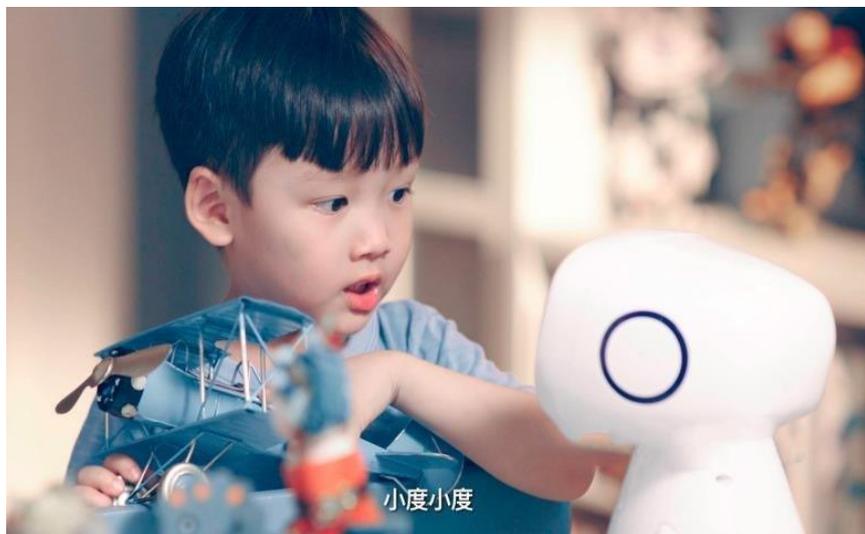


图像分割



视频监控

# 语音技术



语音识别

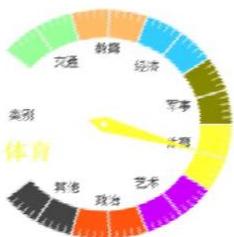


语音合成

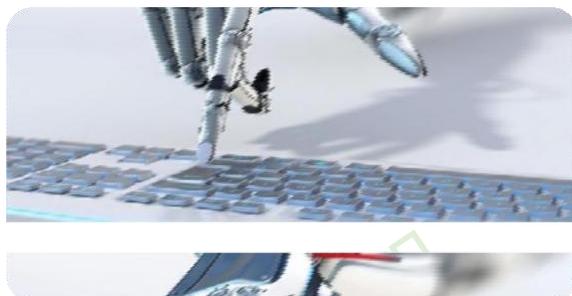


声纹识别

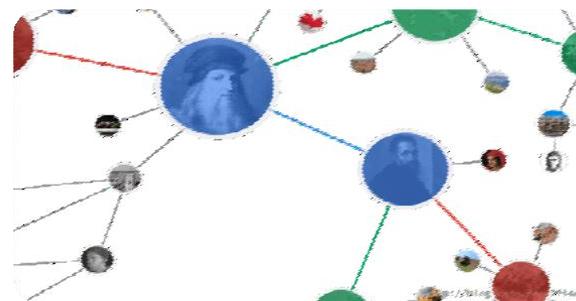
# 自然语言处理



文本分类



机器翻译



知识图谱



自动问答



信息检索



文本生成

休息，休息一会儿 ... ..

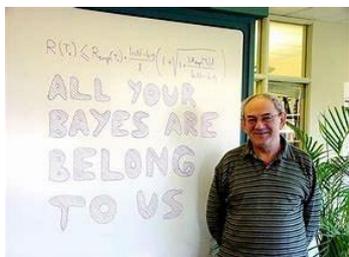


# 机器学习的定义



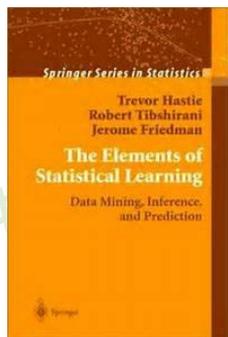
## 最常用定义

“计算机系统能够利用**经验**提高自身的性能”



## 可操作定义

“机器学习本质是一个基于**经验数据**的**函数估计**问题”

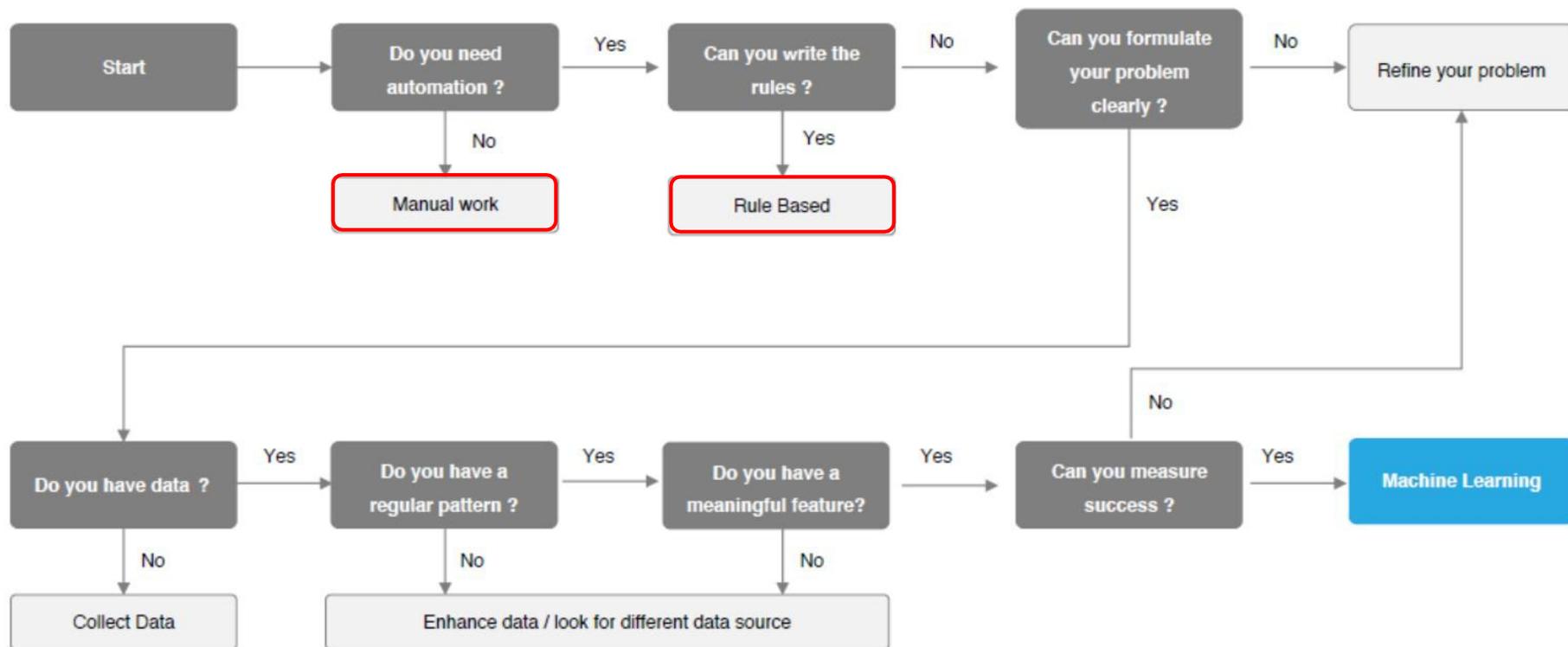


## 统计学定义

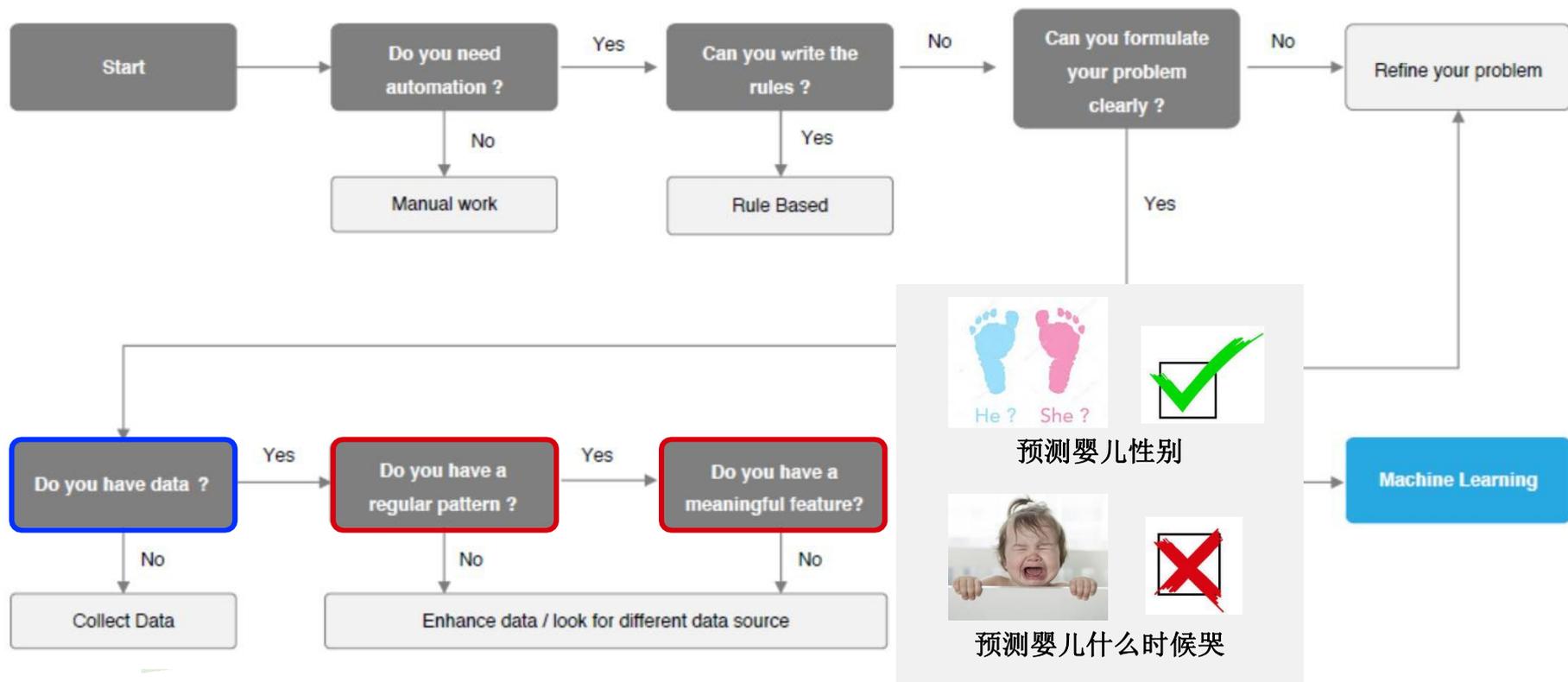
“提取重要模式、趋势，并**理解数据**，即从数据中学习”

从数据中自动提取知识

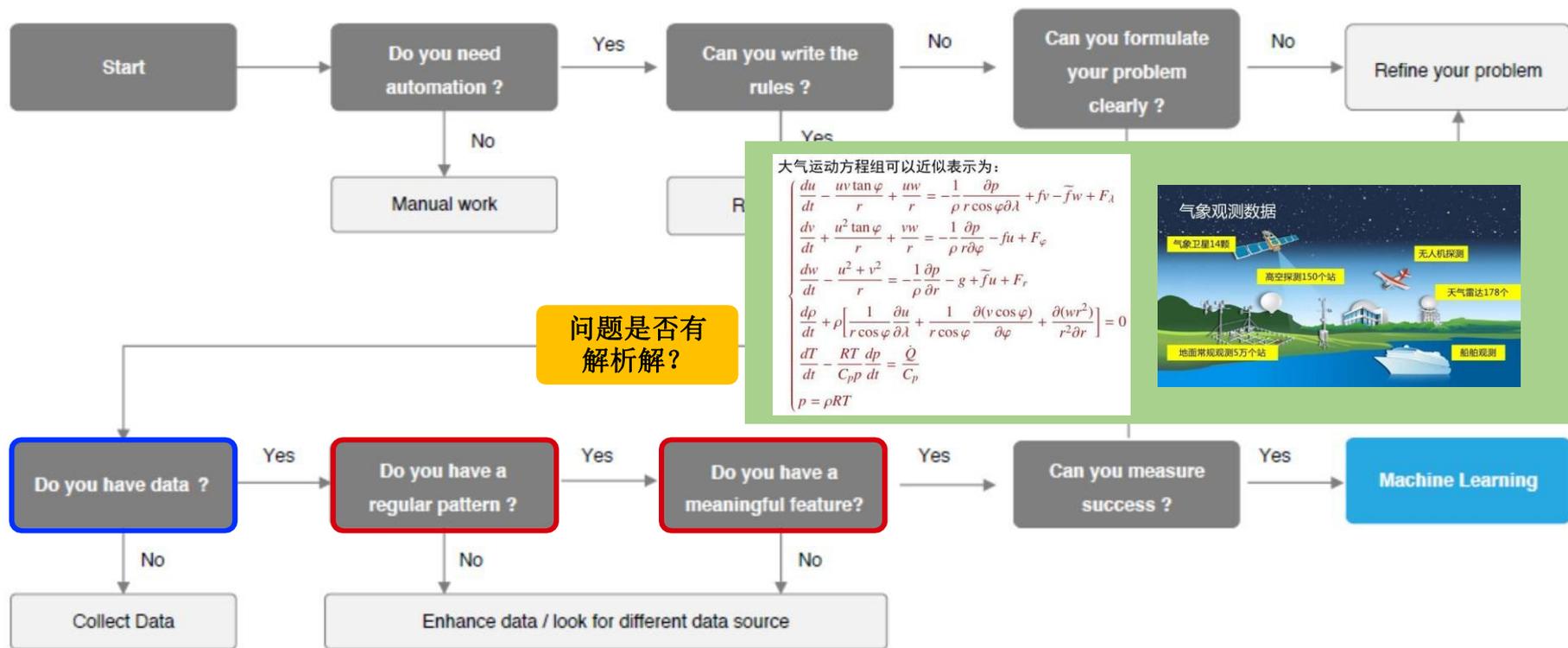
# 机器学习：学什么



# 机器学习：学什么



# 机器学习：学什么

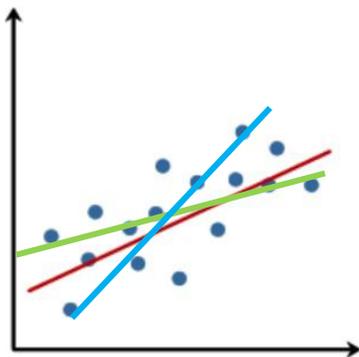


并不是所有问题都适合机器学习

# 机器学习：怎么学

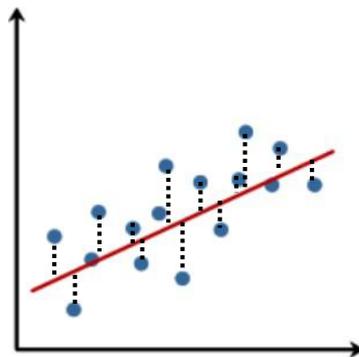
## 模型

对要学习问题映射的假设（问题建模，确定假设空间）



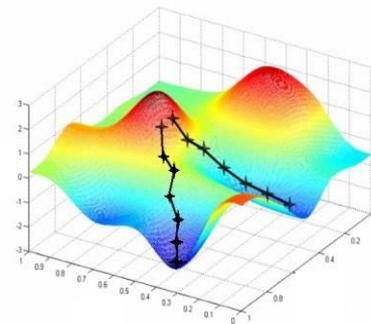
## 策略

从假设空间中学习/选择最优模型的准则（确定目标函数）



## 算法

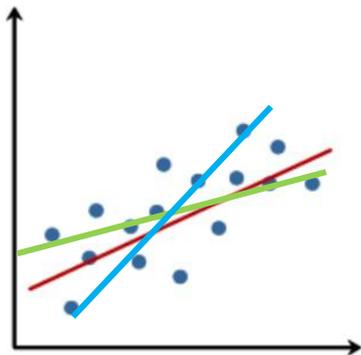
根据目标函数求解最优模型的具体计算方法（求解模型参数）



# 模型分类

## 模型

对要学习问题映射的假设（问题建模，确定假设空间）



数据标记

监督学习模型

半监督学习模型

无监督学习模型

强化学习模型

数据分布

参数模型

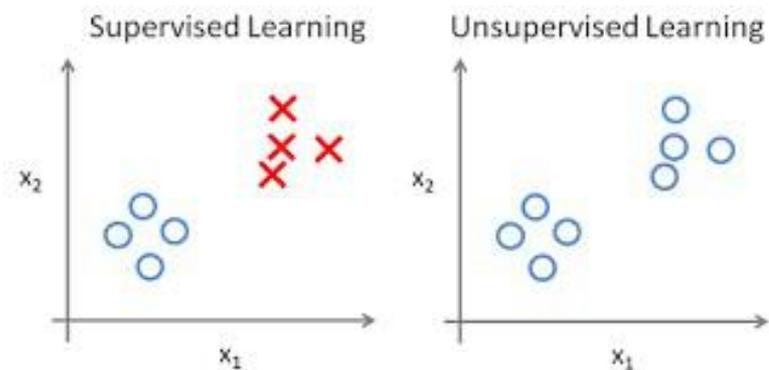
非参数模型

建模对象

判别模型

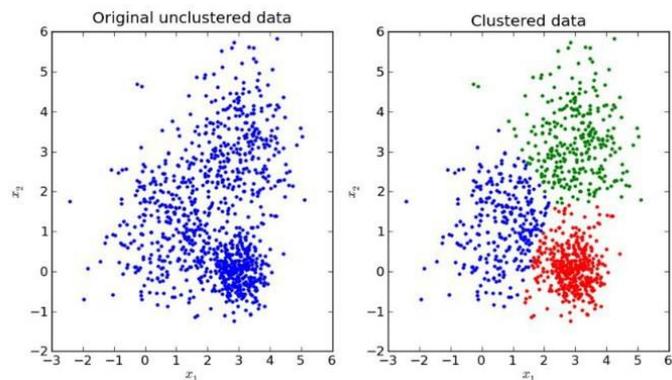
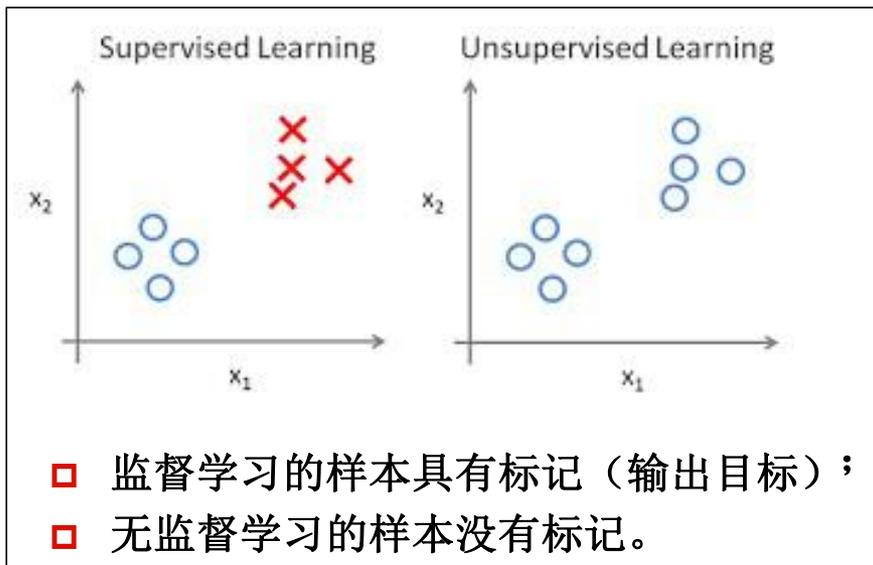
生成模型

# 数据标记：监督 vs 无监督学习模型

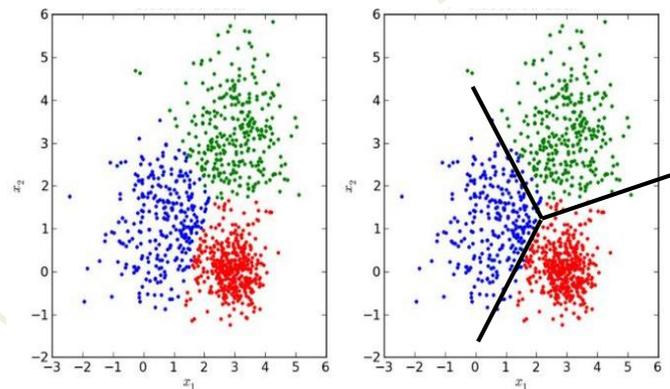


- 监督学习的样本具有标记（输出目标）；
- 无监督学习的样本没有标记。

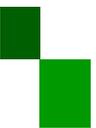
# 监督 vs 无监督学习模型



■ 无监督学习从数据中学习模式，  
适用于描述数据



■ 监督学习从数据中学习标记分界面  
（输入-输出的映射函数），适用于  
预测数据标记



# 半监督学习、强化学习

## 监督学习

- 数据标记（输出空间）已知
- 目的在于学习输入-输出映射

## 无监督学习

- 数据标记未知
- 目的在于发现数据中模式/有意义信息

## 半监督学习

- 部分数据标记已知
- 监督学习和无监督学习的混合

## 强化学习

- 数据标记未知，但知道与输出目标相关的反馈
- 适用决策类问题

# 半监督学习、强化学习

## 监督学习

- 数据标记（输出空间）已知
- 目的在于学习输入-输出映射

## 无监督学习

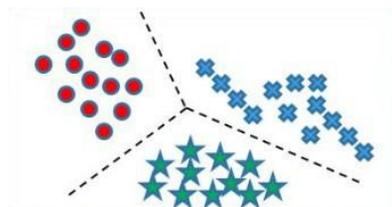
- 数据标记未知
- 目的在于发现数据中模式/有意义信息

## 半监督学习

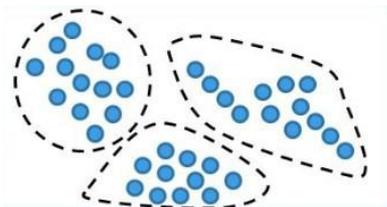
- 部分数据标记已知
- 监督学习和无监督学习的混合

## 强化学习

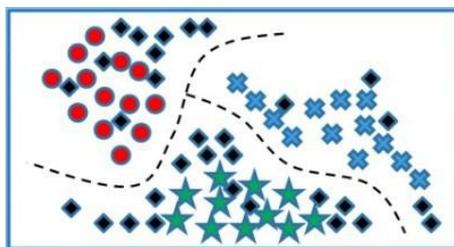
- 数据标记未知，但知道与输出目标相关的反馈
- 适用决策类问题



监督学习

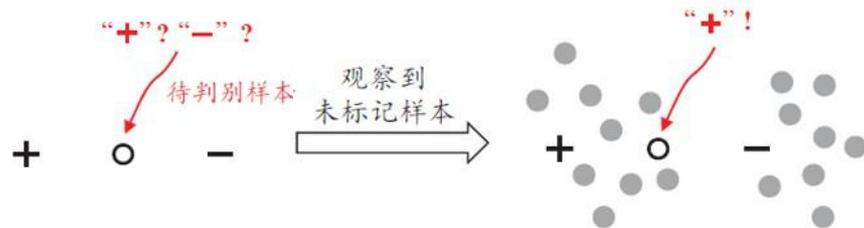


无监督学习



半监督学习

- 出发点：标记样本难以获取，无标记样本相对廉价
- 思路：假设未标记样本与标记样本独立同分布 → 包含关于数据分布的重要信息（**聚类假设 & 流形假设**）



# 半监督学习、强化学习

## 监督学习

- 数据标记（输出空间）已知
- 目的在于学习输入-输出映射

## 无监督学习

- 数据标记未知
- 目的在于发现数据中模式/有意义信息

## 半监督学习

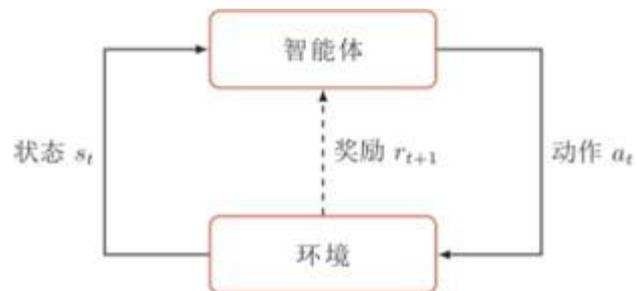
- 部分数据标记已知
- 监督学习和无监督学习的混合

## 强化学习

- 数据标记未知，但知道与输出目标相关的反馈
- 适用决策类问题

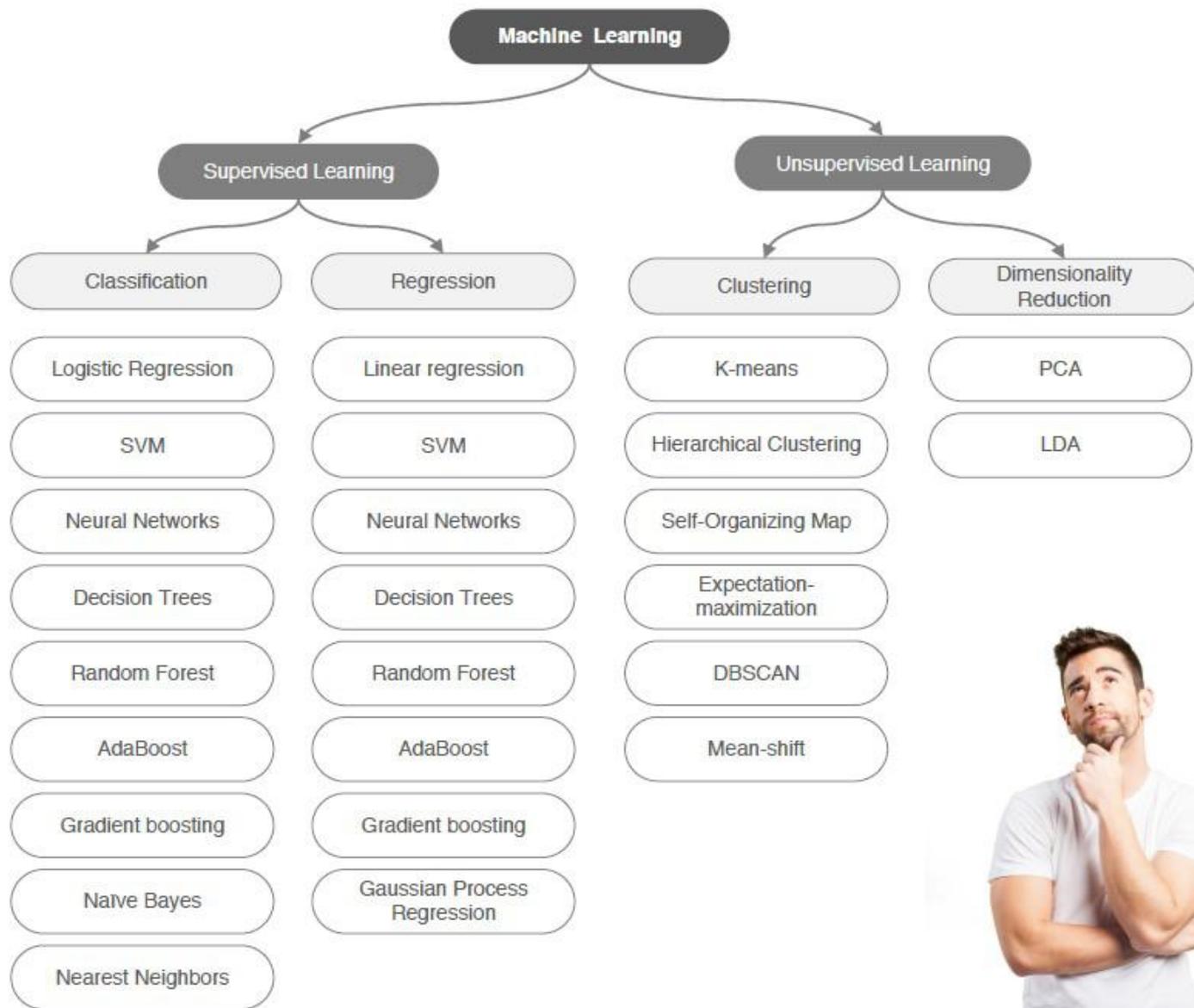
学习类型	学习靠自己还是老师（标号）	有没有老师指出学习中的错误（惩罚项）	特点
非监督学习	自己	无	全然无师自通，主要用聚类算法
监督学习	老师	有	学习效率高，但对数据要求高
强化学习	自己	有	算法较复杂，但对数据要求低

■强化学习使用未标记的数据，但可以知道离目标越来越近还是越来越远（奖励反馈）



捉迷藏的游戏，找东西的人是智能体，环境给出反馈  
智能体根据反馈建立决策

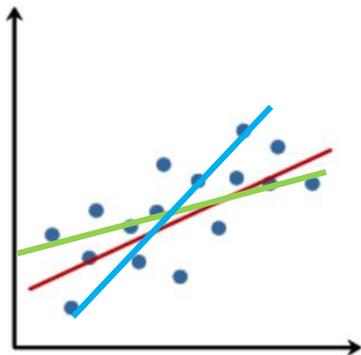
# 机器学习模型



# 模型分类

## 模型

对要学习问题映射的假设（问题建模，确定假设空间）



数据标记

监督学习模型

半监督学习模型

无监督学习模型

强化学习模型

数据分布

参数模型

非参数模型

建模对象

判别模型

生成模型

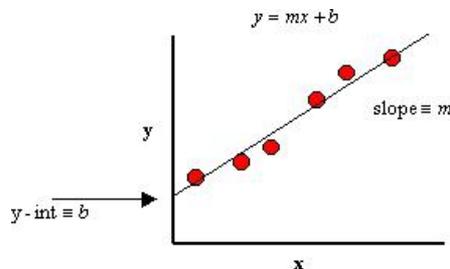
这里的参数，不是模型的参数，而是数据模型的参数

# 数据分布：参数 vs 无参数模型

## 参数模型：

- 对数据分布进行假设，待求解的数据模式/映射可以用一组有限且固定数目的参数进行刻画

条件概率  $P(Y|X)$  属于高斯分布  $\Rightarrow$  线性回归模型



线性回归、逻辑回归、感知机、K均值聚类

有些时候数据没有提供足够信息来事先假设分布、或者问题本身没有明显的分布特性

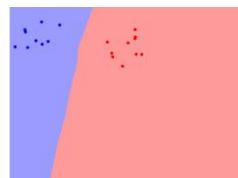
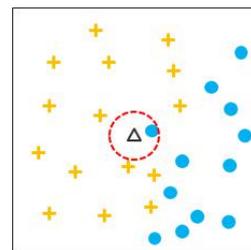
## 非参数模型：

- 不对数据分布进行假设，数据的所有统计特性都来源于数据本身

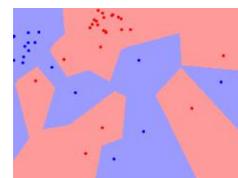
### 非参 $\neq$ 无参

- “参数”指数据分布的参数，而不是模型的参数
- 非参数模型的时空复杂度一般比参数模型大得多
- 参数模型的#模型参数固定，非参数模型是自适应数据的，#模型参数随样本变化而变化

K近邻模型



20个样本点



50个样本点

K近邻、SVM、决策树、随机森林

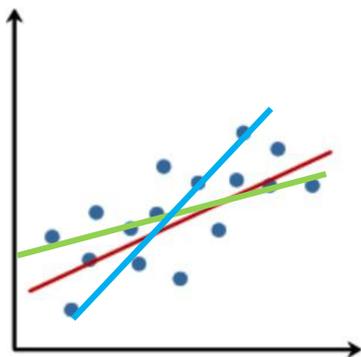
# 数据分布：参数 vs 无参数模型

	参数模型	非参数模型
优点	数据需求少、训练快速	对数据适应性强，可拟合不同的函数形式
缺点	模型复杂度有限，与真实目标函数拟合度小	数据需求大、容易过拟合

# 模型分类

## 模型

对要学习问题映射的假设（问题建模，确定假设空间）



数据标记

监督学习模型

半监督学习模型

无监督学习模型

强化学习模型

数据分布

参数模型

非参数模型

建模对象

判别模型

生成模型

# 建模对象：判别 vs 生成模型

- 生成模型：对输入 $X$  和输出 $Y$  的联合分布 $P(X, Y)$ 建模
- 判别模型：对已知输入 $X$  条件下输出 $Y$ 的条件分布 $P(Y | X)$ 建模

对于监督学习问题，预测标记实际是在求  $P(Y | X)$   
生成模型：

先从数据中学习联合概率分布 $P(X, Y)$ ；

$$p(Y|X) = \frac{P(X, Y)}{\sum P(X, Y_i)}$$

然后利用贝叶斯公式求

朴素贝叶斯、隐马尔可夫、马尔科夫随机场

判别模型：直接学习 $P(Y | X)$

→ 输入特征 $X$ ，直接预测出最可能的 $Y$ ；

SVM、逻辑回归、条件随机场、决策树

思考：既然能够直接学习 $P(Y | X)$ ，为什么还要学习联合概率？

# 建模对象：判别 vs 生成模型

- 生成模型：对输入 $X$  和输出 $Y$  的联合分布 $P(X, Y)$ 建模
- 判别模型：对已知输入 $X$  条件下输出 $Y$ 的条件分布 $P(Y | X)$ 建模

对于监督学习问题，预测标记实际是在求  $P(Y | X)$   
生成模型：

先从数据中学习联合概率分布 $P(X, Y)$ ；

$$p(Y|X) = \frac{P(X, Y)}{\sum P(X, Y_i)}$$

然后利用贝叶斯公式求

朴素贝叶斯、隐马尔可夫、马尔科夫随机场

判别模型：直接学习 $P(Y | X)$

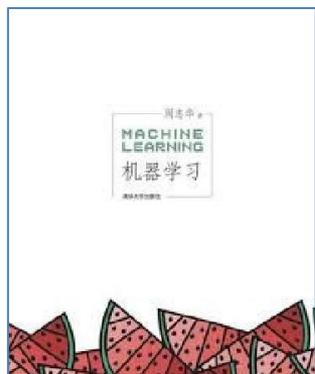
→ 输入特征 $X$ ，直接预测出最可能的 $Y$ ；

SVM、逻辑回归、条件随机场、决策树

	生成模型
优点	<ul style="list-style-type: none"><li>-提供更多信息（建模边缘分布→采样生成样本）</li><li>-样本量大时，更快收敛到真实分布</li><li>-支持复杂训练情况（无监督训练、存在隐变量时）</li></ul>
缺点	<ul style="list-style-type: none"><li>-数据需求大</li><li>-预测类问题准确率通常不如判别模型</li></ul>

# 机器学习材料

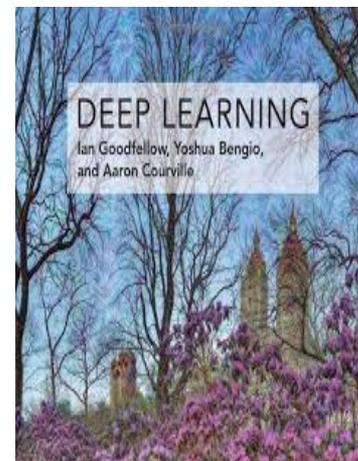
大而全，有很多例子，  
适合做为工具书



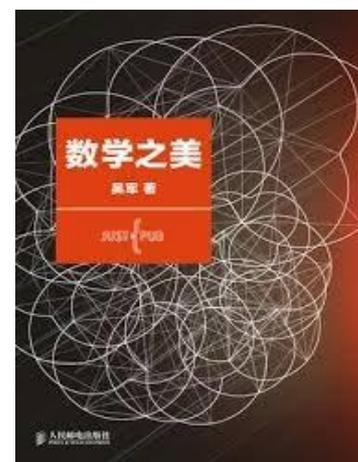
很薄，但是经典，  
把机器学习分为三个要素



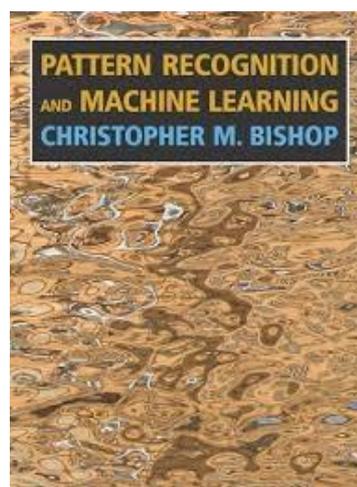
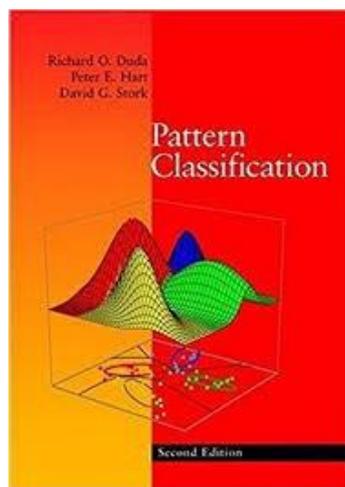
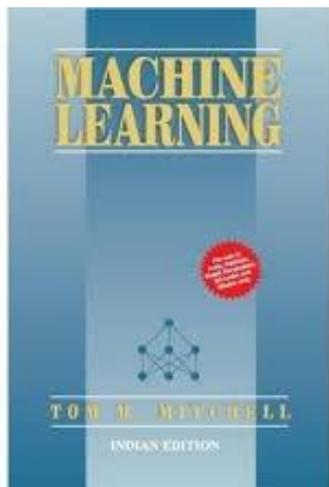
扩展阅读



扩展阅读



经典教材，阅读需要勇气



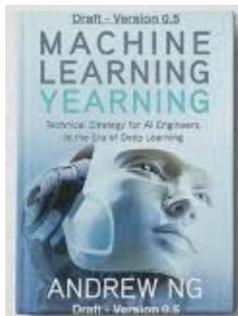
# 机器学习材料

coursera

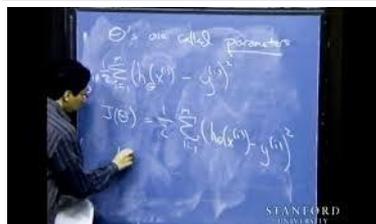
## Machine Learning

工程技术

理论研究



## CS229: Machine Learning



+



工程技术

理论研究



deeplearning.ai

+



网易

## CS230: Deep Learning

计算机视觉

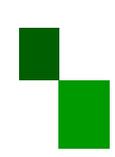
自然语言处理

CS231n: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition

## 神经网络与深度学习



作者: [邱锡鹏](#) 微博: [@邱锡鹏](#)



**THANKS**