



信阳师范学院
数学与统计学院
SCHOOL OF MATHEMATICS AND STATISTICS

第14章 神经网络与深度学习



讲授人：牛言涛



日期：2020年5月15日

目录

CONTENTS



机器学习



单层神经网络



多层神经网络



神经网络及其分类



深度学习



卷积神经网络



人工智能引入

- 如果说信息技术是第三次工业革命的核心，那么[人工智能所代表的智能则是下一次工业革命的核心力量。](#)
- 2016年，谷歌阿尔法围棋以4:1战胜围棋世界冠军、职业九段棋手李世石，不仅让深度学习为人们所知，而且掀起了人工智能的“大众热”。此后，人工智能越来越热，从机器人开发、语音识别、图像识别、自然语言处理到专家系统等不断推陈出新。

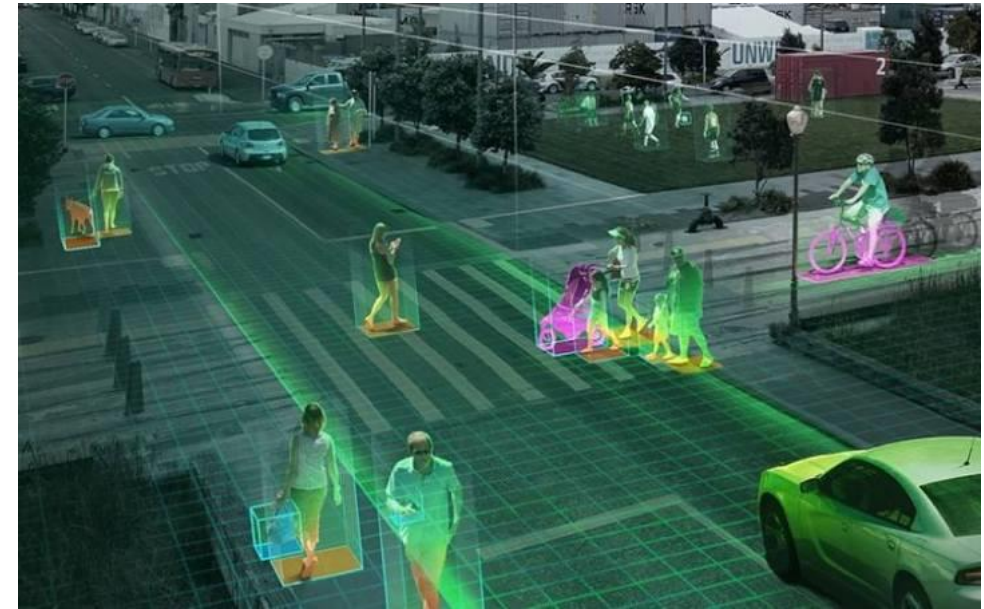


人工智能：从概念提出到走向繁荣



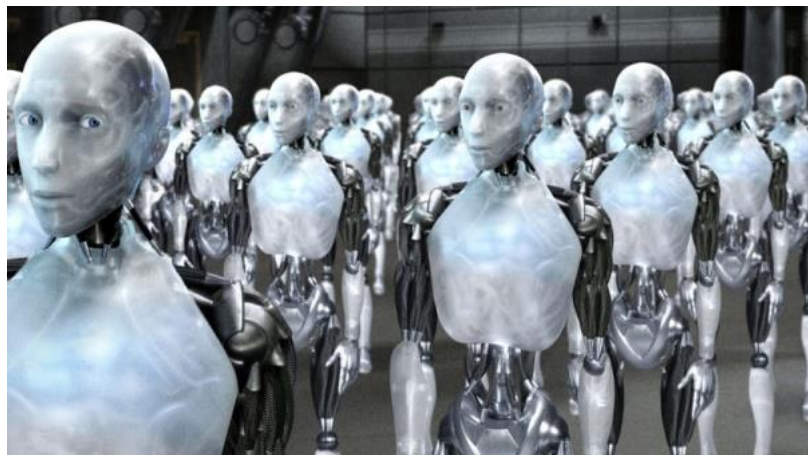
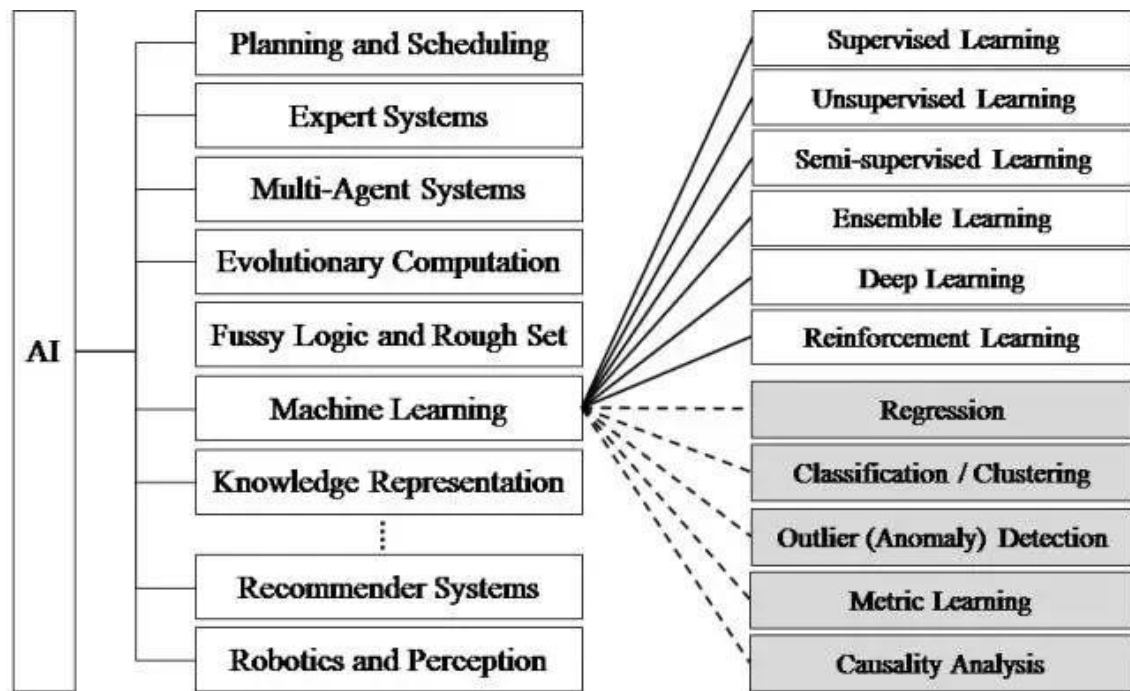
信阳师范学院
数学与统计学院
SCHOOL OF MATHEMATICS AND STATISTICS

- 1956年，几个计算机科学家相聚在达特茅斯会议，提出了“人工智能”的概念，梦想着用当时刚刚出现的计算机来构造复杂的、拥有与人类智慧同样本质特性的机器。其后，人工智能就一直萦绕于人们的脑海之中，并在科研实验室中慢慢孵化。之后的几十年，人工智能一直在两极反转，或被称作人类文明耀眼未来的预言，或被当成技术疯子的狂想扔到垃圾堆里。直到2012年之前，这两种声音还在同时存在。
- 2012年以后，得益于数据量的上涨、运算力的提升和机器学习新算法（深度学习）的出现，人工智能开始大爆发。据领英近日发布的《全球AI领域人才报告》显示，截至2017年一季度，基于领英平台的全球AI（人工智能）领域技术人才数量超过190万，仅国内人工智能人才缺口达到500多万。
- 人工智能的研究领域也在不断扩大，下图展示了人工智能研究的各个分支，包括专家系统、机器学习、进化计算、模糊逻辑、计算机视觉、自然语言处理、推荐系统等。



人工智能：从概念提出到走向繁荣

- 但目前的科研工作都集中在弱人工智能这部分，并很有希望在近期取得重大突破，电影里的人工智能多半都是在描绘强人工智能，而这部分在目前的现实世界里难以真正实现（通常将人工智能分为弱人工智能和强人工智能，前者让机器具备观察和感知的能力，可以做到一定程度的理解和推理，而强人工智能让机器获得自适应能力，解决一些之前没有遇到过的问题）。
- 弱人工智能有希望取得突破，是如何实现的，“智能”又从何而来呢？这主要归功于一种实现人工智能的方法——机器学习。



机器学习：一种实现人工智能的方法



信阳师范学院
数学与统计学院
SCHOOL OF MATHEMATICS AND STATISTICS

- 机器学习最基本的做法，是[使用算法来解析数据、从中学习，然后对真实世界中的事件做出决策和预测](#)。与传统的为解决特定任务、硬编码的软件程序不同，机器学习是用大量的数据来“训练”，通过各种算法从数据中学习如何完成任务。
- 举个简单的例子，当我们浏览网上商城时，经常会出现商品推荐的信息。这是商城根据你往期的购物记录和冗长的收藏清单，识别出这其中哪些是你真正感兴趣，并且愿意购买的产品。这样的决策模型，可以帮助商城为客户提供建议并鼓励产品消费。
- 机器学习直接来源于早期的人工智能领域，传统的算法包括[决策树、聚类、贝叶斯分类、支持向量机、EM、Adaboost](#)等等。从学习方法上来分，机器学习算法可以分为[监督学习（如分类问题）、无监督学习（如聚类问题）、半监督学习、集成学习、深度学习和强化学习](#)。
- 传统的机器学习算法在指纹识别、基于Haar的人脸检测、基于HoG特征的物体检测等领域的应用基本达到了商业化的要求或者特定场景的商业化水平，但每前进一步都异常艰难，直到深度学习算法的出现。

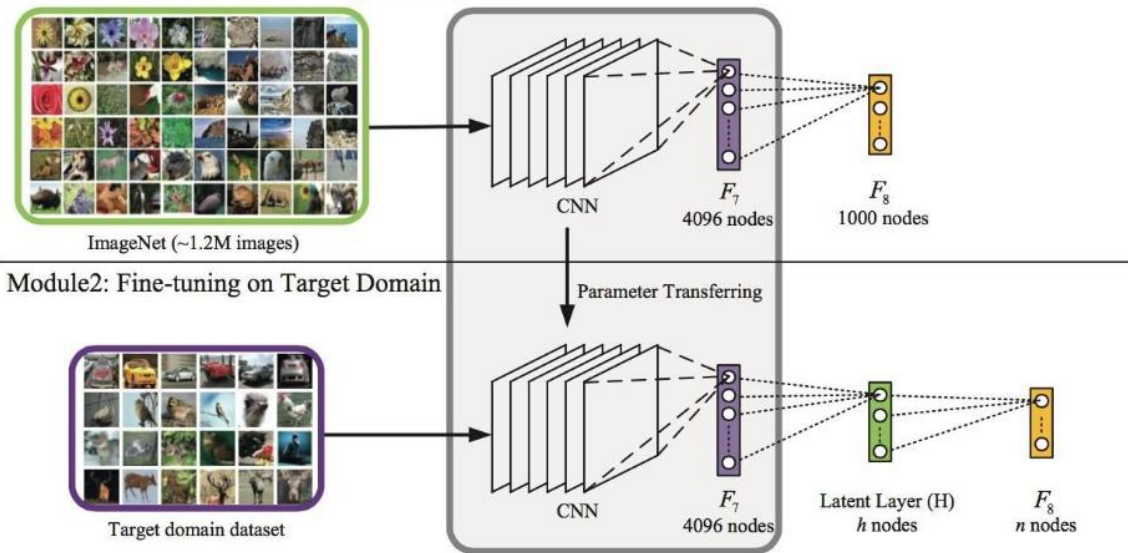
深度学习：一种实现机器学习的技术



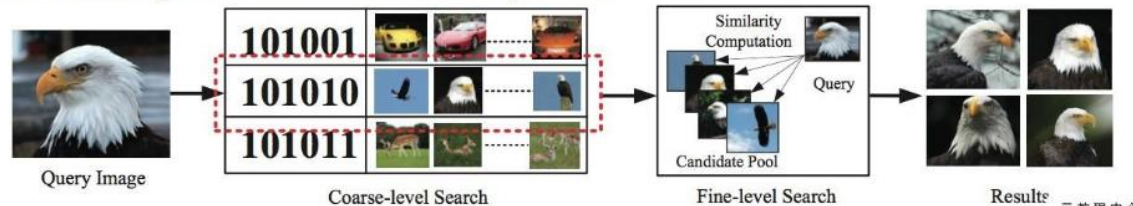
信阳师范学院
数学与统计学院
SCHOOL OF MATHEMATICS AND STATISTICS

- 深度学习(DL, Deep Learning)是机器学习(ML, Machine Learning)领域中一个新的研究方向, 它被引入机器学习使其更接近于最初的目标——人工智能(AI, Artificial Intelligence)。
- 深度学习是学习样本数据的内在规律和表示层次, 这些学习过程中获得的信息对诸如文字, 图像和声音等数据的解释有很大的帮助。 它的最终目标是让机器能够像人一样具有分析学习能力, 能够识别文字、图像和声音等数据。 深度学习是一个复杂的机器学习算法, 在语音和图像识别方面取得的效果, 远远超过先前相关技术。
- 深度学习在搜索技术, 数据挖掘, 机器学习, 机器翻译, 自然语言处理, 多媒体学习, 语音, 推荐和个性化技术, 以及其他相关领域都取得了很多成果。

Module1: Supervised Pre-Training on ImageNet



Module3: Image Retrieval via Hierarchical Deep Search



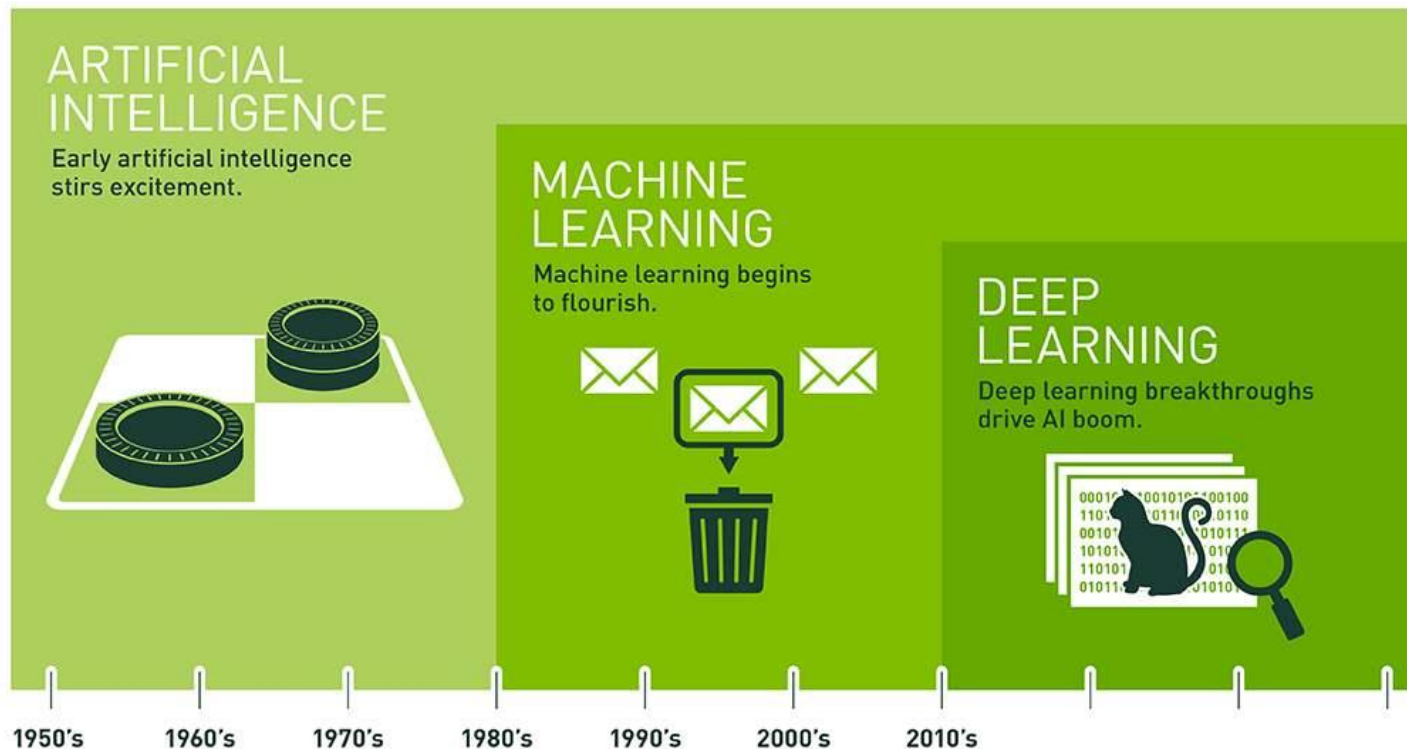
三者的区别和联系



信阳师范学院
数学与统计学院
SCHOOL OF MATHEMATICS AND STATISTICS

机器学习是一种实现人工智能的方法，深度学习是一种实现机器学习的技术。通常，人工智能、机器学习、深度学习的关系是：“深度学习是机器学习的分支，机器学习是人工智能的分支”。

目前，业界有一种错误的较为普遍的意识，即“深度学习最终可能会淘汰掉其他所有机器学习算法”。这种意识的产生主要是因为，当下深度学习在计算机视觉、自然语言处理领域的应用远超过传统的机器学习方法，并且媒体对深度学习进行了大肆夸大的报道。



Since an early flush of optimism in the 1950s, smaller subsets of artificial intelligence – first machine learning, then deep learning, a subset of machine learning – have created ever larger disruptions.

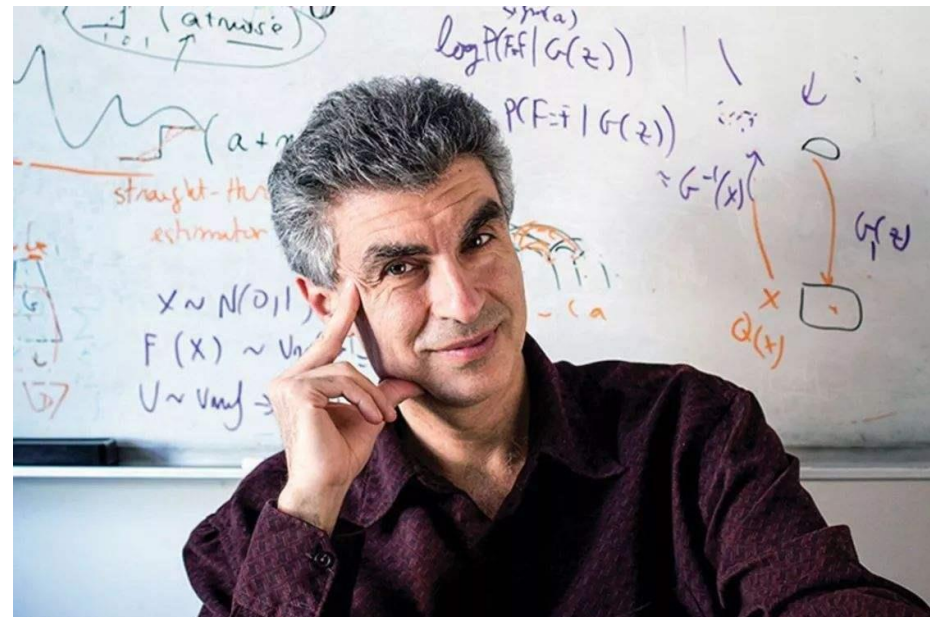
三者的区别和联系

- 深度学习，作为目前最热的机器学习方法，但并不意味着是机器学习的终点。目前存在以下问题：
 - 深度学习模型需要大量的训练数据，才能展现出神奇的效果，但现实生活中往往会遇到小样本问题，此时深度学习方法无法入手，传统的机器学习方法就可以处理；
 - 有些领域，采用传统的简单的机器学习方法，可以很好地解决了，没必要非得用复杂的深度学习方法；
 - 深度学习的思想，来源于人脑的启发，但绝不是人脑的模拟，举个例子，给一个三四岁的小孩看一辆自行车之后，再见到哪怕外观完全不同的自行车，小孩也十有八九能做出那是一辆自行车的判断，也就是说，人类的学习过程往往不需要大规模的训练数据，而现在的深度学习方法显然不是对人脑的模拟。



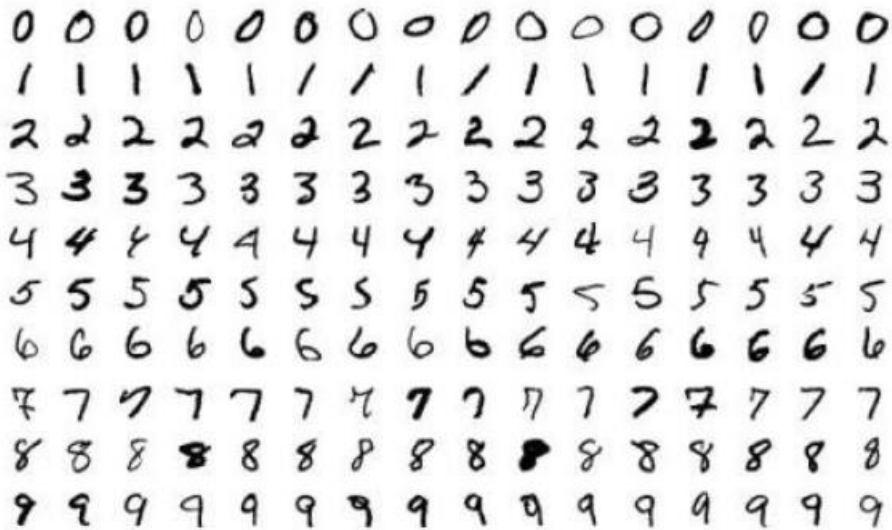
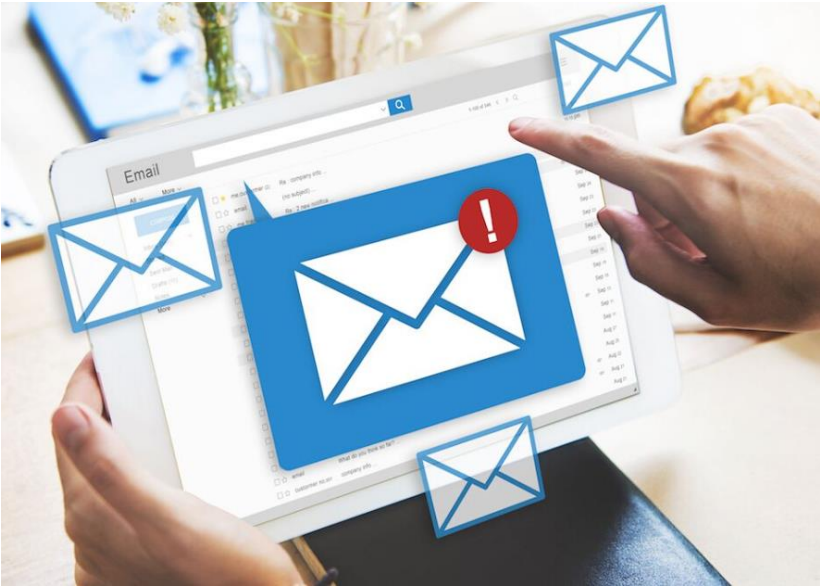
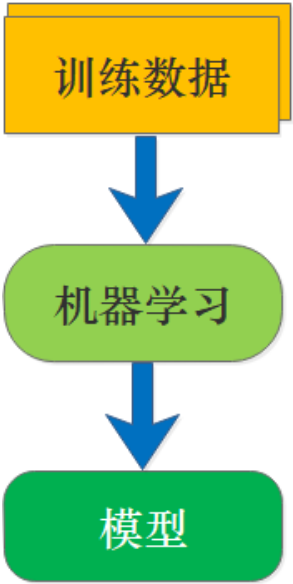
三者的区别和联系

- 深度学习大佬Yoshua Bengio约书亚·本吉奥(三位人工智能先驱Yoshua Bengio、Geoffrey Hinton杰弗里·辛顿与Yann LeCun在美国加州接受了2018年图灵奖的颁奖)在Quora上回答一个类似的问题时，有一段话讲得特别好，以回答上述问题：Science is NOT a battle, it is a collaboration. We all build on each other's ideas. Science is an act of love, not war. Love for the beauty in the world that surrounds us and love to share and build something together. That makes science a highly satisfying activity, emotionally speaking!
- 结合机器学习2000年以来的发展，再来看Bengio的这段话，深有感触。进入21世纪，纵观机器学习发展历程，研究热点可以简单总结为2000-2006年的流形学习、2006年-2011年的稀疏学习、2012年至今的深度学习。未来哪种机器学习算法会成为热点呢？深度学习三大巨头之一吴恩达曾表示，“在继深度学习之后，迁移学习将引领下一波机器学习技术”。但最终机器学习的下一个热点是什么，谁又能说得准呢。

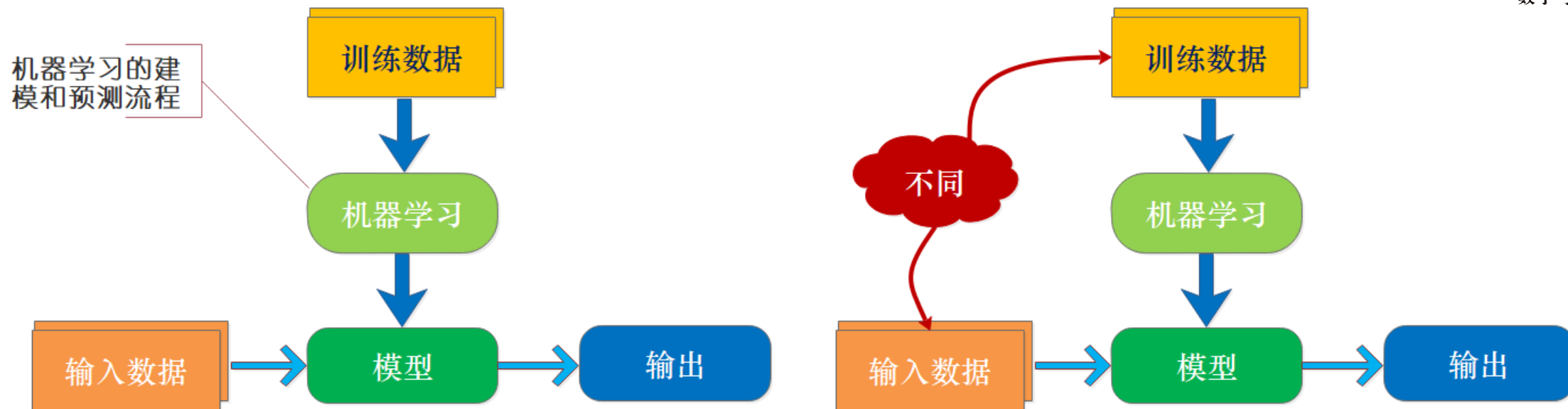


1. 机器学习简介

机器学习是通过数据进行建模的技术。数据可以是文档、声音、图像等各类信息，模型就是机器学习的最终输出结果。机器学习是依赖模型自身获得参数而非依赖人。之所以称为“学习”是因为这个过程类似于训练这批数据去找到模型，从而解决问题。



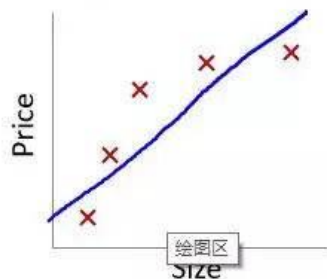
机器学习被用来解决那些直接使用解析式很难解决的问题。机器学习建立模型的核心思想是在不容易建立公式和规则的情况下，使用训练的数据“通过合适的算法构建出一个模型”。



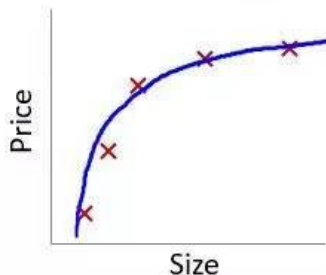
- 机器学习的挑战：训练数据与输入数据的不同。
- 获取足够的反映行业特性的无偏训练数据是对于机器学习算法至关重要。确保模型在训练集和预测集上效果一致的过程称为“泛化”。一个机器学习模型的成功很大程度上依赖于泛化是否成功。
- 导致泛化过程失败的一个主要原因是“过拟合”。

欠拟合与过拟合

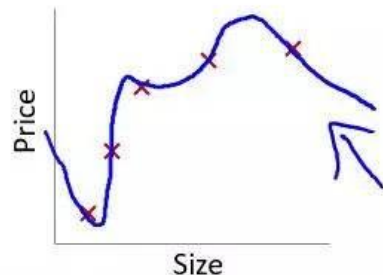
Example: Linear regression (housing prices)



$\rightarrow \theta_0 + \theta_1 x$
"Underfit" "High bias"

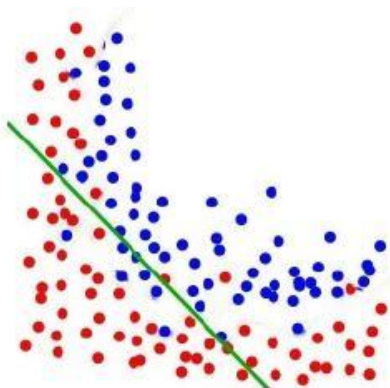


$\rightarrow \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2$
"Just right"

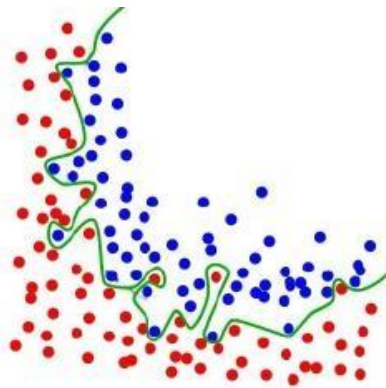


$\rightarrow \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2 + \theta_3 x^3 + \theta_4 x^4$
"Overfit" "High variance"

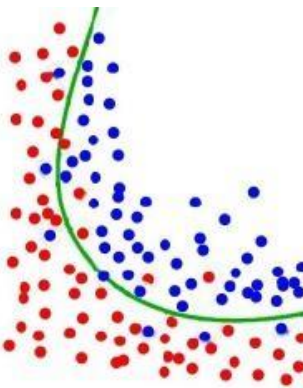
Overfitting: If we have too many features, the learned hypothesis may fit the training set very well ($J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 \approx 0$), but fail to generalize to new examples (predict prices on new examples).



(1)



(2)



(3)



青蛙训练样本

新样本



过拟合模型的分类结果是：不是青蛙
(误以为所有的青蛙背上都有斑点)

新样本



欠拟合模型的分类结果是：是青蛙
(误以为所有4条腿的都是青蛙)



树叶训练样本

新样本



过拟合模型分类结果：
 \rightarrow 不是树叶
(误以为树叶必须有锯齿)



欠拟合模型分类结果：
 \rightarrow 是树叶
(误以为绿色的都是树叶)

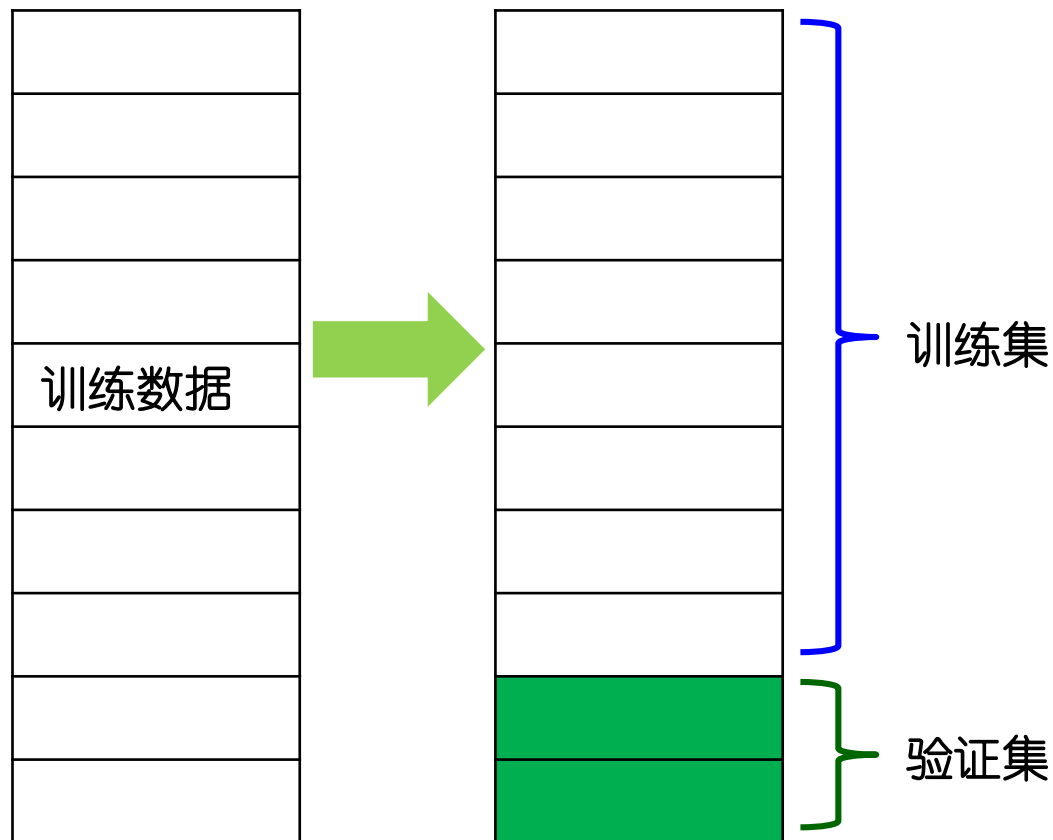
避免过拟合的方法

避免过拟合的方法：[正则化和验证](#)

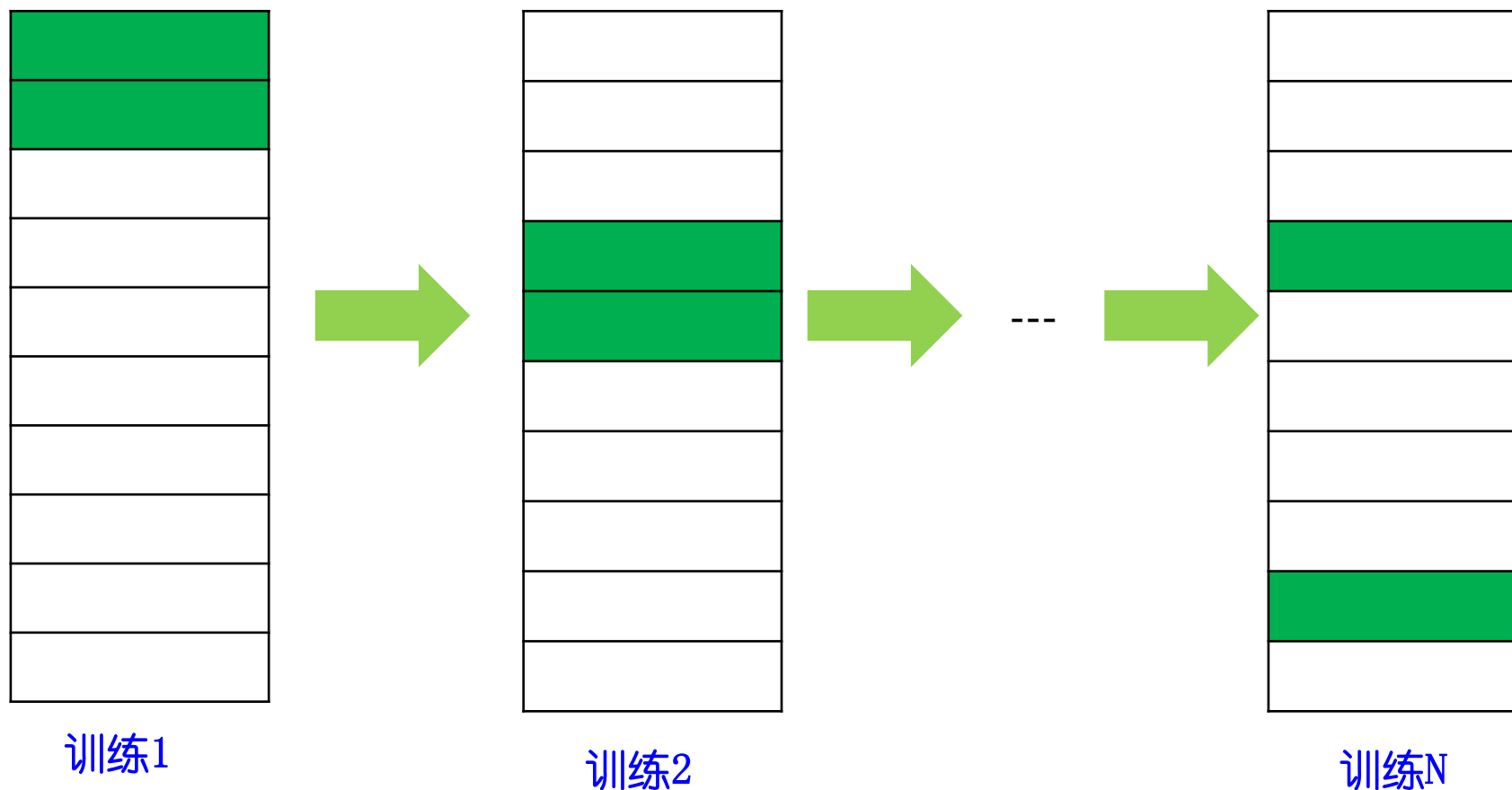
$$\text{L2正则化: } J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[y^i \log(h_{\theta}(x^i)) + (1 - y^i) \log(1 - h_{\theta}(x^i)) \right] + \frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^n \theta_j^2$$

验证：

- ① 将数据集划分为两部分：训练集与验证集，比例通常8:2；
- ② 用训练集训练模型；
- ③ 用验证集评估模型的性能；
- ④ 如果模型性能良好，则结束训练；
- ⑤ 否则，修改模型，重复第②步。



避免过拟合的方法



交叉验证是验证方法的一种微小变化形式。交叉验证并不是保留最初划分的数据集，而是反复对数据集进行随机划分。原因是模型可能因为固定的验证集而过拟合，可更好地探测模型的过拟合水平。

机器学习的类型：监督学习、无监督学习和强化学习

- **监督学习**：与人类学习知识过程相似。如选择一道习题，应用现有知识解决问题，对比正确答案，错误则修改当前的知识，为所有练习题重复训练。

训练数据集形式：{输入, 正确输出}

- **无监督学习**：通常用于研究数据的特征和进行数据预处理，如聚类算法。用于社交网络的分析，若知道某人的各种账号的好友，例如QQ、微信、FaceBook等，就能知道哪些好友是一个好友组，哪些仅仅是互相认识的好友。

训练数据集形式：{输入}

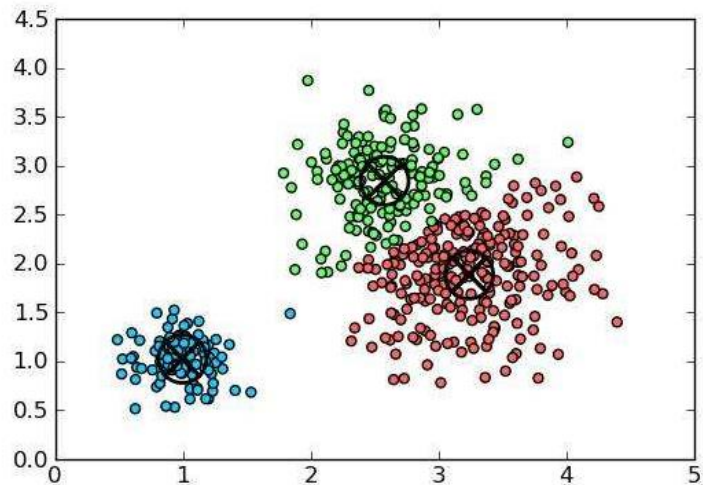
机器学习的类型：监督学习、无监督学习和强化学习

- **强化学习：**采用一组输入、一些输出和这些输出的等级作为训练数据。通常用于需要优化互动的情形，如控制类型和游戏类型。强化学习的关键是找到一种方式来定义什么是正确的。如果定义正确的行为，和不好的行为，通过学习算法来获取更多的回报和更少的惩罚。

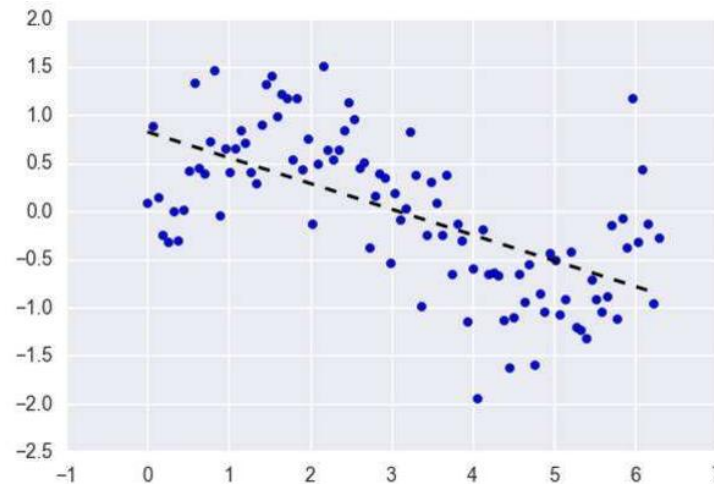
训练数据集形式：{输入，一些输出，这些输出的等级}

如你在训练一只狗，每次狗做了一些你满意的事情，你就说一声“**Good boy**”然后奖励它。每次狗做了something bad 你就说“**bad dog**”，渐渐的狗学会了做正确的事情来获取奖励。这和任何机器人的原理差不多。

人工智能			
逻辑/算法编程（由人工编程指定逻辑和算法，从而实现预定义的弱人工智能）	基于数据机器学习逻辑（提供大量数据由通用算法来学习内在的逻辑）		
	机器学习		
	无监督学习	有监督学习	
	<div>聚类算法</div> <div>K均值聚类</div> <div>层次聚类</div> <div>系统聚类</div> <div>基于密度的聚类方法 (DBSCAN) ……</div> <div>降维算法</div> <div>主成分分析PCA</div> <div>线性判断分析LDA</div> <div>异值分解(SVD)</div>	<div>分类算法</div> <div>决策树</div> <div>支持向量机</div> <div>贝叶斯</div> <div>K近邻算法</div> <div>逻辑回归</div> <div>随机森林</div> <div>关联规则分类</div> <div>神经网络……</div>	<div>回归算法</div> <div>线性回归</div> <div>非线性回归</div> <div>逻辑回归</div> <div>最小二乘回归</div> <div>LOESS局部回归</div> <div>……</div> <div>神经网络</div> <div>深度学习</div>

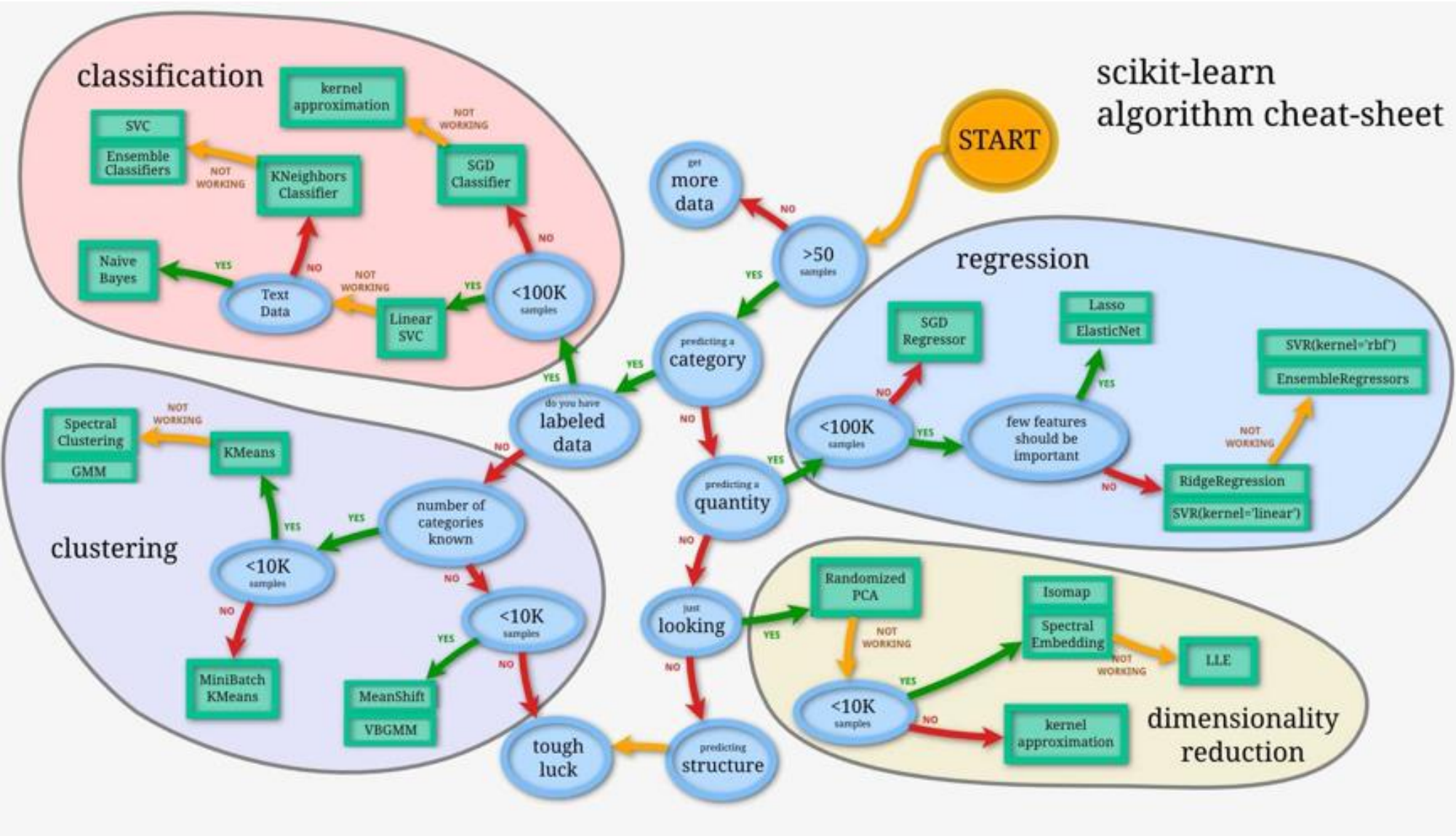


分类问题（预测的结果是离散的）的重点是正确找到数据所属的类别，如图像识别，垃圾邮件分类。



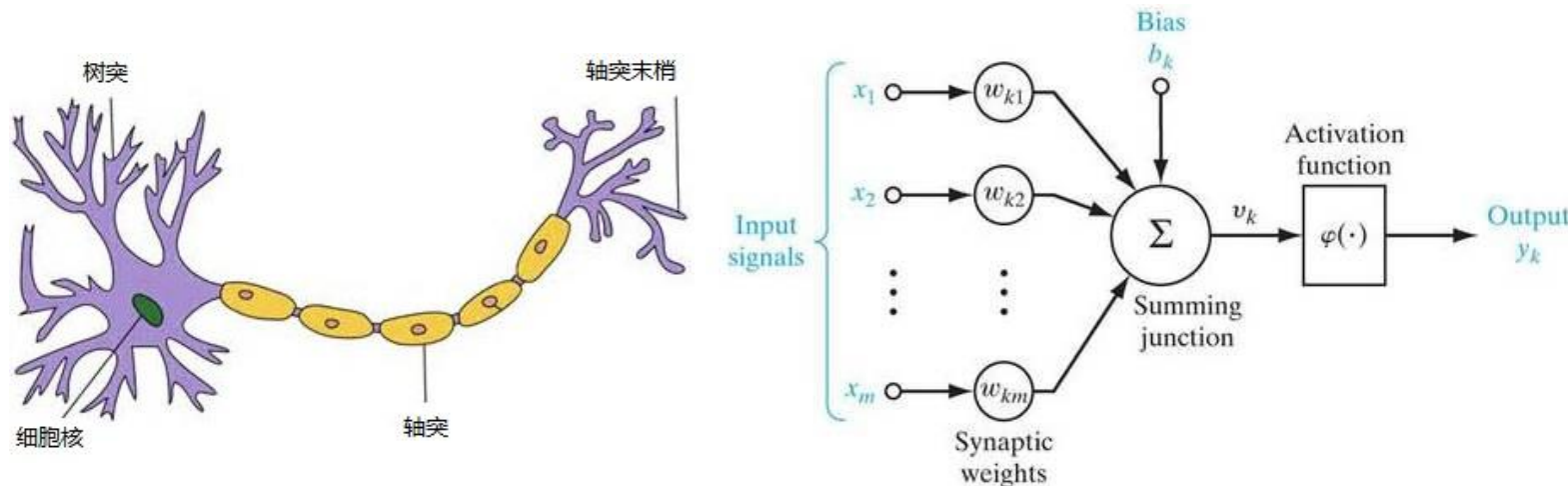
回归问题（预测的结果是连续的）不是判断类别，而是对真实值的一种逼近预测，如年龄与收入关系。

分类、回归、聚类、降维



2. 人工神经元模型

人工神经元(Artificial Neuron)是神经网络的基本元素。

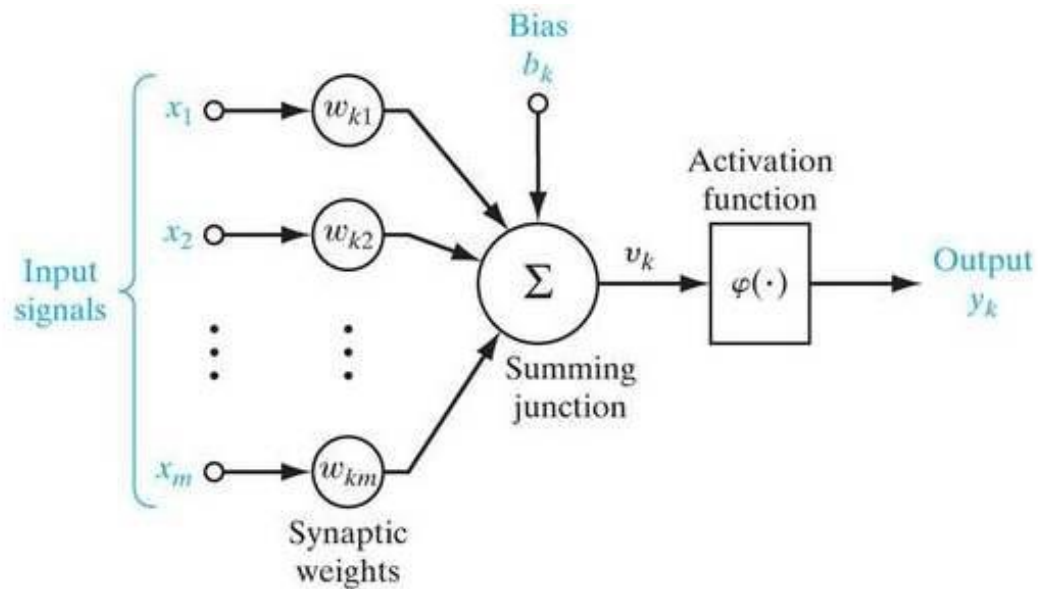


y_k 表示神经元 k 的输出，函数 φ 称为激活函数(Activation Function)或转移函数(Transfer Function)， net 称为净激活(net activation)。则神经元 i 的输出与输入的关系表示为：

$$\begin{cases} net_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j - b_k \\ y_k = \varphi(net_k) \end{cases}$$

- 左图生物学上神经元通常由细胞体，细胞核，树突和轴突构成。树突用来接收其他神经元传导过来的信号，一个神经元有多个树突；细胞核是神经元中的核心模块，用来处理所有的传入信号；轴突是输出信号的单元，它有很多个轴突末梢，可以给其它神经元的树突传递信号。
- 右图 $x_1 \sim x_n$ 是从其他神经元传来的输入信号， w_{kj} 表示从神经元 k 到神经元 j 的连接权值， b_k 表示一个阈值(threshold)，或称偏置(bias)。

2. 人工神经元模型



若将阈值看成是神经元 k 的一个输入 x_0 的权重 w_{k0} ，则上式子可以简化为：

$$\begin{cases} net_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j - b_k \\ y_k = \varphi(net_k) \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} net_k = \sum_{j=0}^m w_{kj} x_j \\ y_k = \varphi(net_k) \end{cases}$$

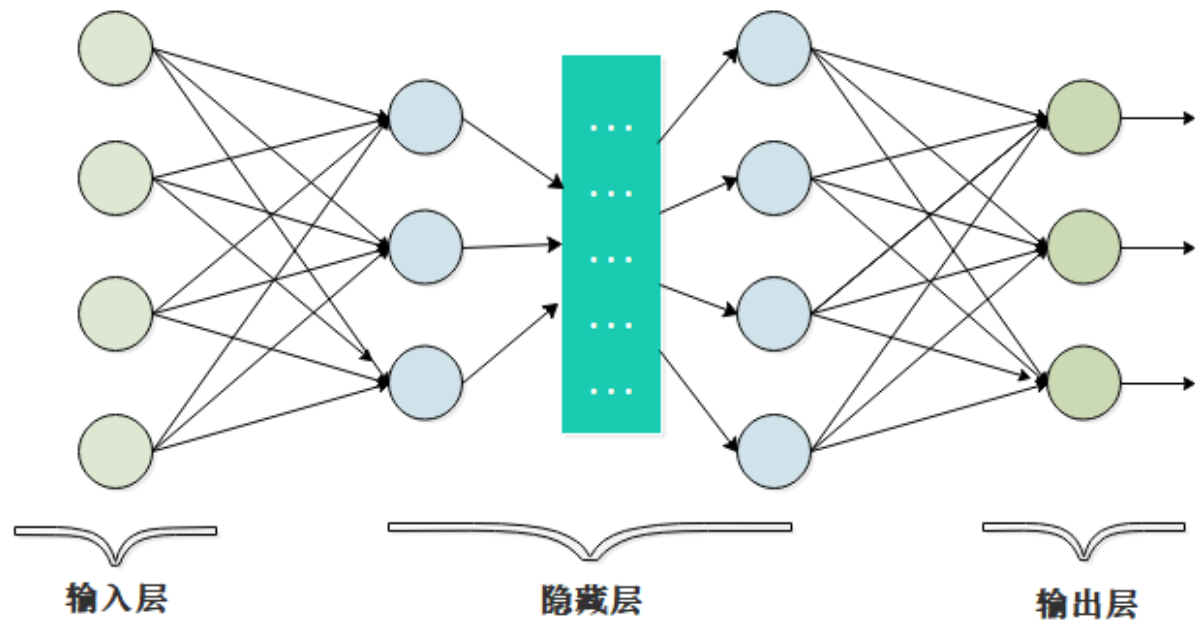
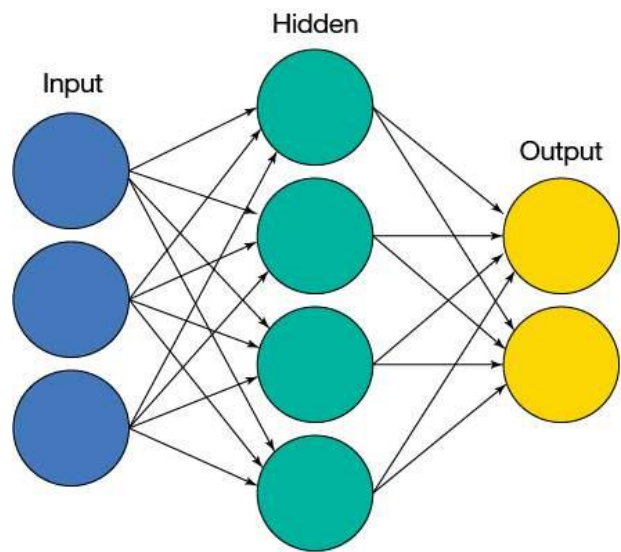
若用 X 表示输入向量，用 W 表示权重向量，即：

$$X = [x_0, x_1, x_2, \dots, x_n], \quad W = [w_{i0}, w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$$

则神经元的输出可以表示为向量相乘的形式： $net_i = XW$ ， $y_i = \varphi(XW)$ 。

这种“阈值加权和”的神经元模型称为**M-P模型**（McCulloch-Pitts Model 麦卡洛克-皮特斯模型），也称为神经网络的一个**处理单元**（PE, Processing Element）。

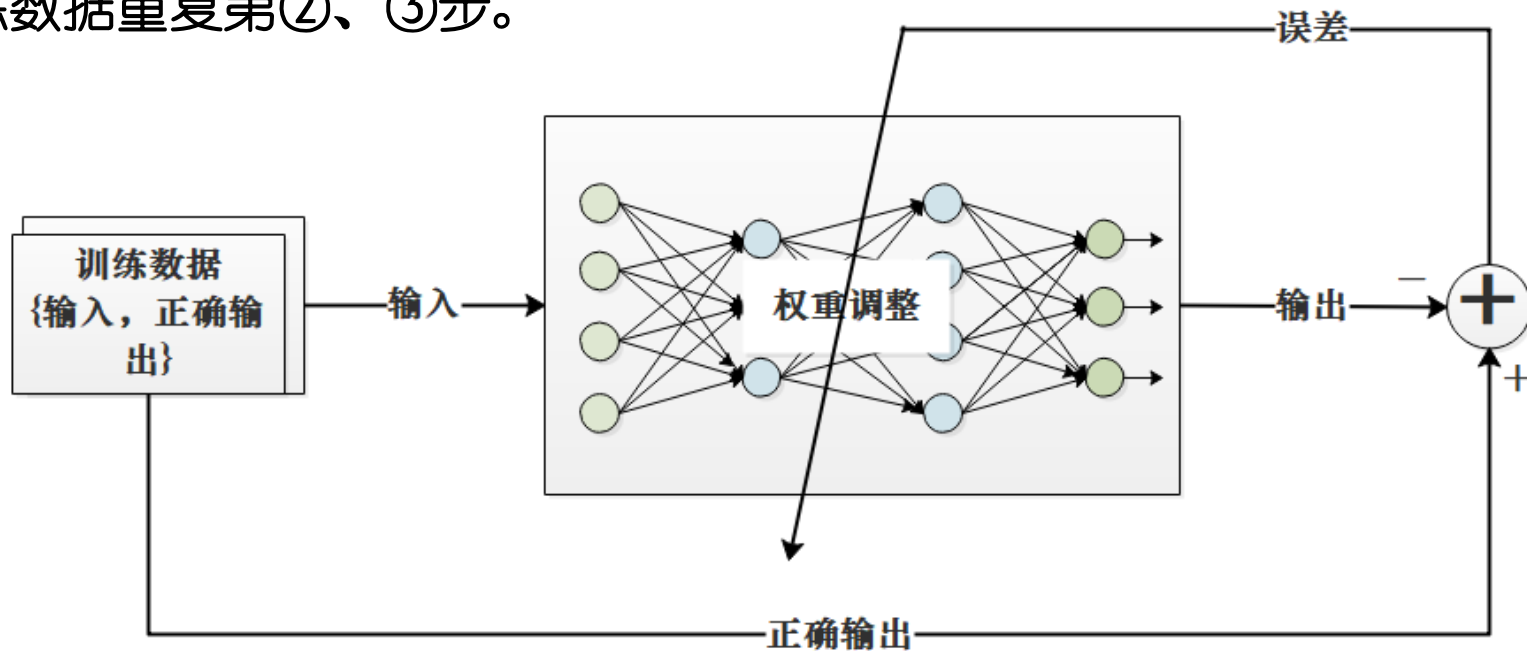
3. 多层神经网络



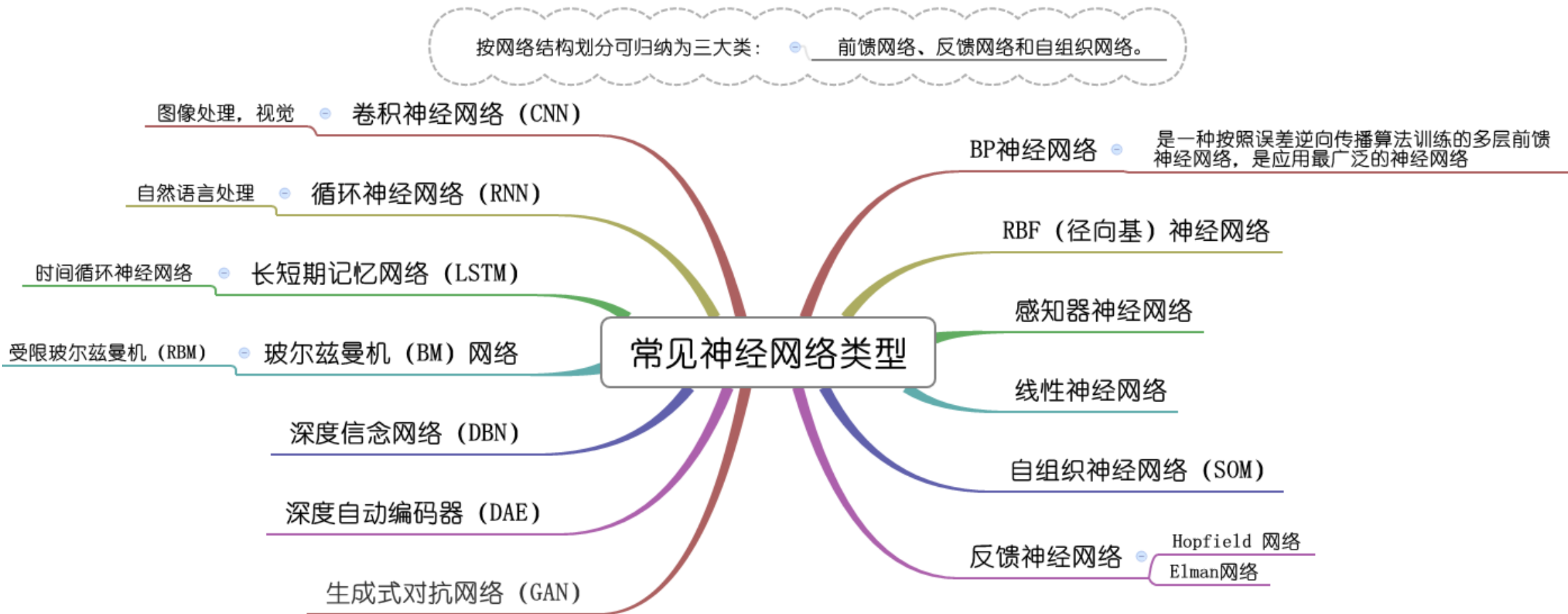
单层神经网络	多层神经网络	
	浅层神经网络	深度神经网络
输入层→输出层	输入层→单隐藏层→输出层	输入层→多隐藏层→输出层

4. 神经网络的监督学习

- ① 用适当的值初始化权重；
- ② 从训练数据中获得“输入”，训练数据的格式为{输入, 正确输出}，然后将“输入”传递到神经网络模型中，从模型获得输出，并依据“正确输出”计算误差；
- ③ 调整权重以减少误差（神经网络模型的修正就是权重的调整过程）；
- ④ 将所有训练数据重复第②、③步。



5. 神经网络模型类型





感谢聆听
