

1. Introduction 导言

WU Xiaokun 吴晓埜

xkun.wu [at] gmail

Contents

1. AI: 科幻与现实
2. 人工智能、机器学习、深度学习
3. 机器学习基本流程
4. 机器学习简史
5. 为什么是深度学习?
6. 为什么是现在?

AI：科幻与现实

底特律：化身为人类



BostonDynamics



BostonDynamics - 拾取



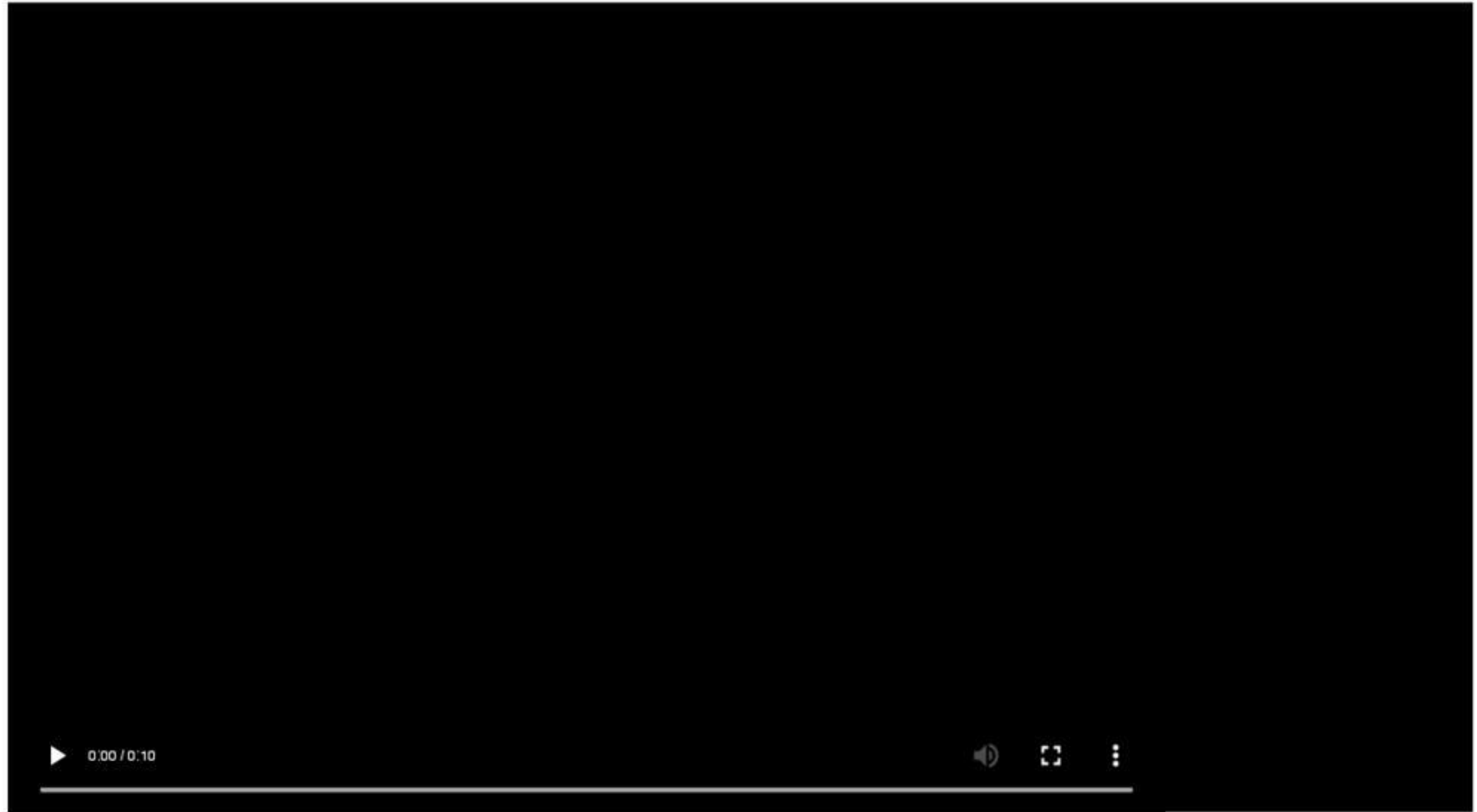
BostonDynamics - 跳绳



BostonDynamics - 后空翻



BostonDynamics - 跑酷



课前调研

1. 你对此课程的相关课题有多少了解？（项目实践，专业训练，流行媒体，完全没有）
2. 你学习此课程的动机是什么？（兴趣，科研，就业，学校要求）
3. 你期望从此课程中学到什么？（特定课题，具体技术）
4. 你希望此课程在教学方面注重什么？（课堂互动，动手实验，作业考试，实践项目）
5. 你考虑从事与此课程相关的工作吗？具体是哪些方面？
6. 你有良好学习习惯吗？（课前预习、课后复习等）
7. 你经常逃课吗？
8. 你有认真听讲并与任课教师讨论专业问题的习惯吗？
9. 你有自学的习惯吗？（大量阅读相关文献、查看专业视频，练习编程等）
10. 你有独立完成作业的习惯吗？

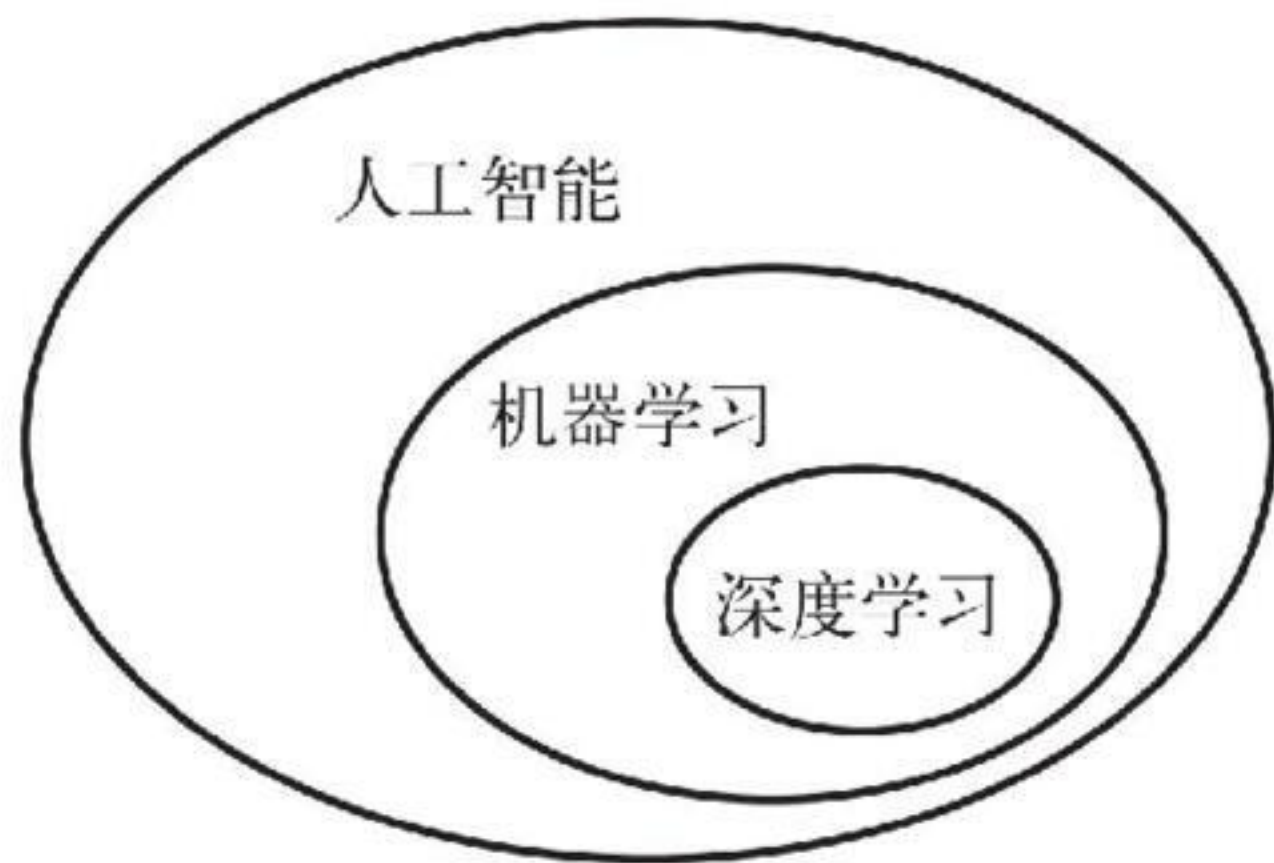
人工智能、机器学习、深度学习

三者关系

人工智能：具备人类智能的机器

机器学习：经验、模型、预测

深度学习：多层的机器学习方法



人工智能

人工智能诞生于20世纪50年代。

人工智能的简洁定义

将通常由人类完成的智力任务自动化。

人工智能

人工智能诞生于20世纪50年代。

人工智能的简洁定义

将通常由人类完成的智力任务自动化。

在相当长的时间内，许多专家相信，只要程序员精心编写足够多的明确规则来处理知识，就可以实现与人类水平相当的人工智能。

- 符号主义人工智能 **symbolic AI**: 从 20 世纪 50 年代到 80 年代末
- 专家系统 **expert system**: 20 世纪 80 年代

符号主义人工智能

符号主义人工智能适合用来解决**定义明确的逻辑问题**，比如下象棋

- 但难以给出明确的规则来解决复杂、模糊的现实问题
 - 比如图像分类、语音识别和语言翻译
 - 思考：为什么学了这么多年英语（语法、听力），还是不能与人交流？

符号主义人工智能

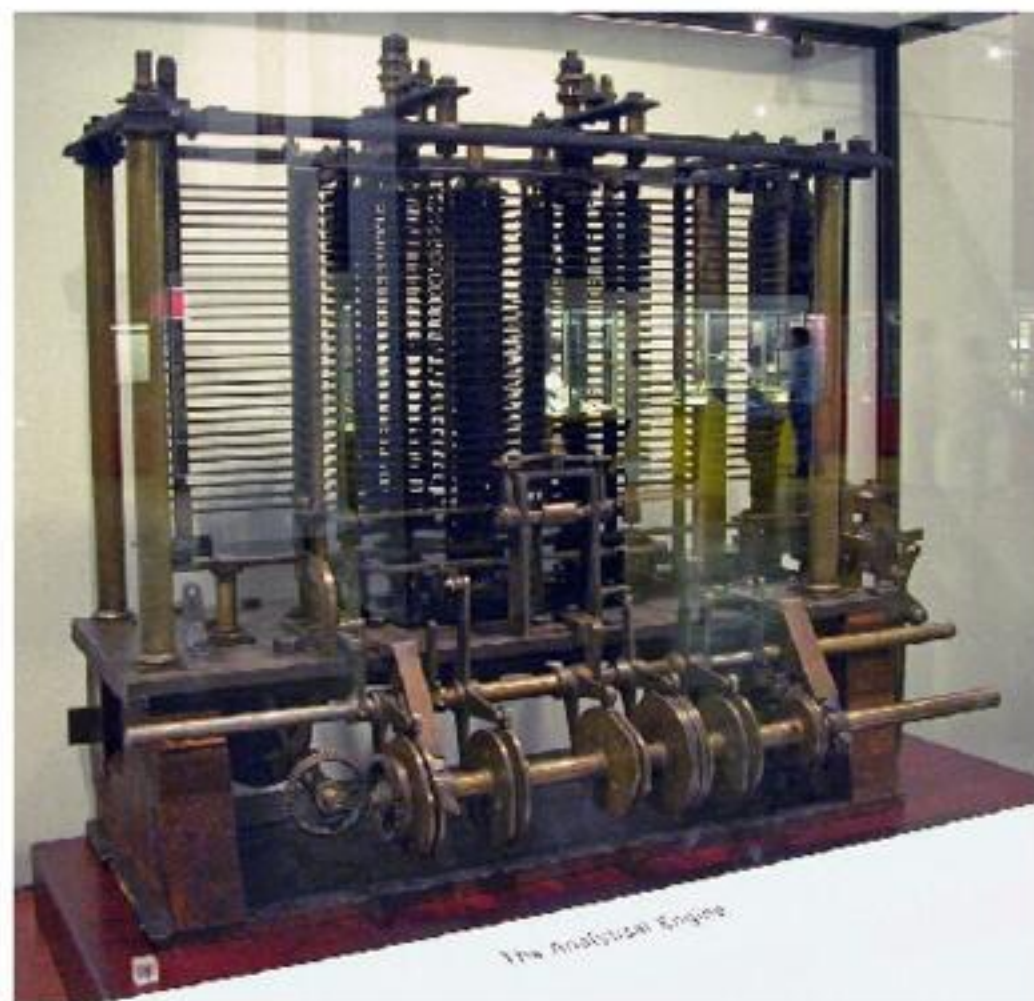
符号主义人工智能适合用来解决**定义明确的逻辑问题**，比如下象棋

- 但难以给出明确的规则来解决复杂、模糊的现实问题
 - 比如图像分类、语音识别和语言翻译
 - 思考：为什么学了这么多年英语（语法、听力），还是不能与人交流？

于是人们转向研究**非确定性推理**，即**机器学习 machine learning**

机器学习 - 史前时代

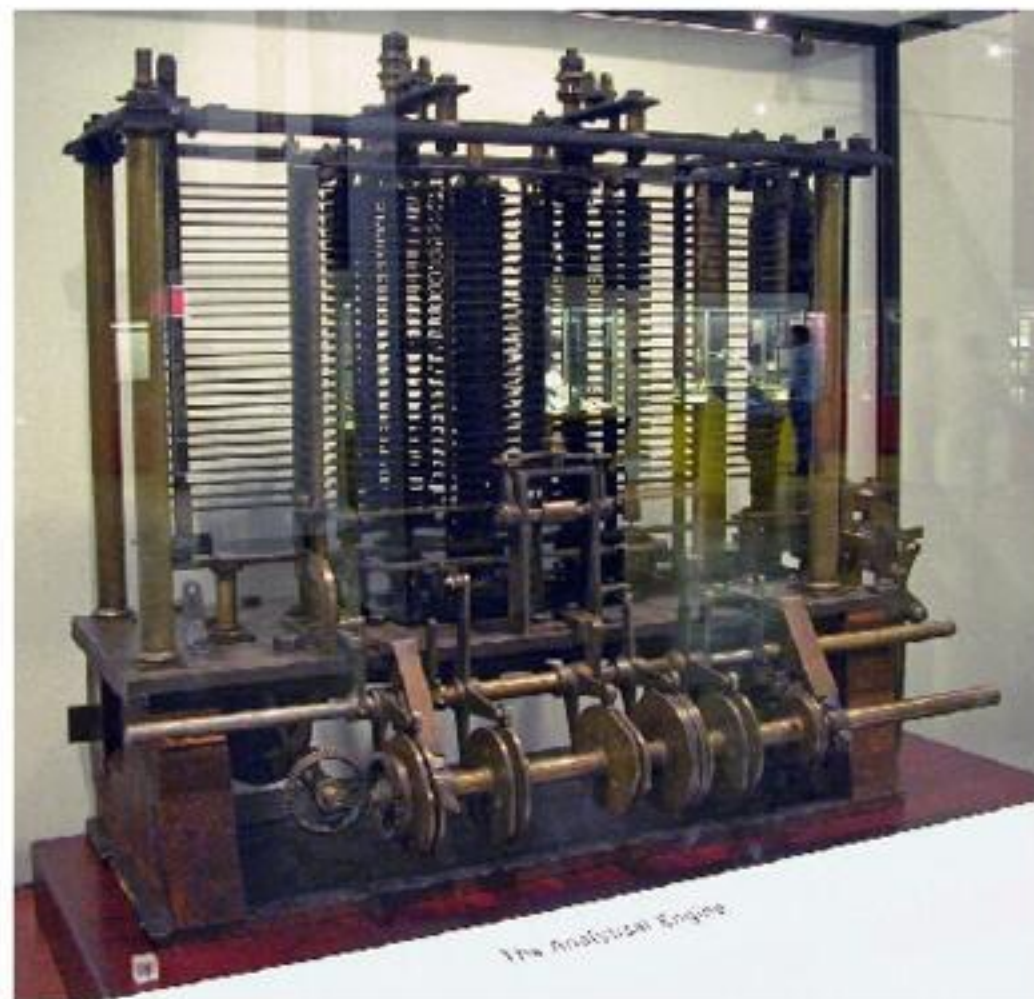
在维多利亚时代的英格兰，Charles Babbage发明了分析机 **Analytical Engine**，即第一台通用的机械式计算机。



[Wikipedia]

机器学习 - 史前时代

在维多利亚时代的英格兰，Charles Babbage发明了分析机 **Analytical Engine**，即第一台通用的机械式计算机。



[Wikipedia]

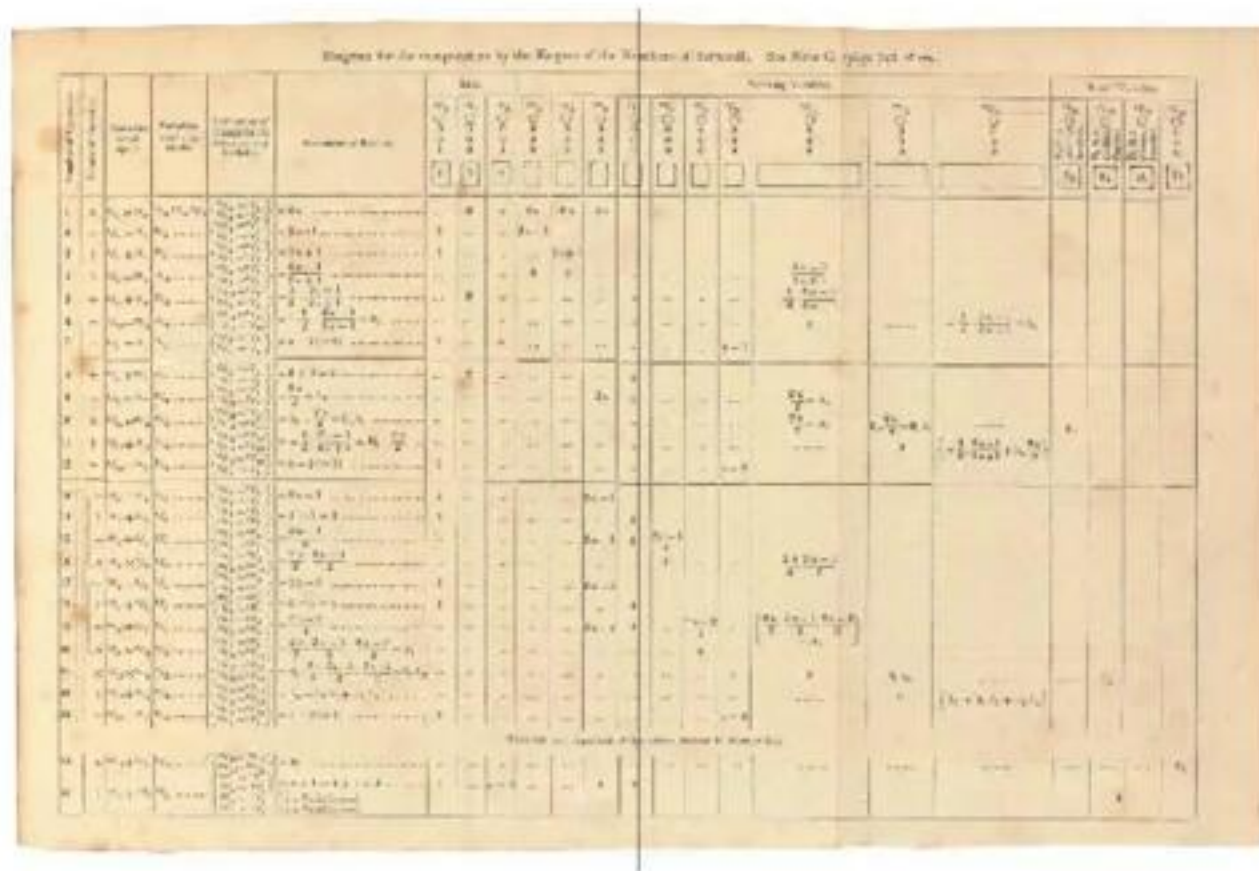
- 其实可以理解成机械驱动的大算盘

分析机的评论

“分析机谈不上能创造什么东西。它只能完成我们命令它做的任何事情.....它的职责是帮助我们去实现我们已知的事情。”

– Lovelace伯爵夫人Ada

- Ada Lovelace: 史上第一位程序员
- 2020年NVidia发布的5nm架构以她命名



Ada的程序

机器学习与Turing

人工智能先驱Alan Turing在 1950 年发表论文《计算机器和智能》。

Turing测试

测试者与被测试者（一个人和一台机器）隔开的情况下，通过一些装置（如键盘）向被测试者随意提问。进行多次测试后，如果机器让平均每个参与者做出超过30%的误判，那么这台机器就通过了测试，并被认为具有人类智能。

机器学习与Turing

人工智能先驱Alan Turing在 1950 年发表论文《计算机器和智能》。

Turing测试

测试者与被测试者（一个人和一台机器）隔开的情况下，通过一些装置（如键盘）向被测试者随意提问。进行多次测试后，如果机器让平均每个参与者做出超过30%的误判，那么这台机器就通过了测试，并被认为具有人类智能。

机器学习的概念来自于Turing引述 Ada 的问题后的进一步思考：

通用计算机是否能够学习与创新？

除了“我们命令它做的任何事情”之外，它能否自我学习执行特定任务的方法？

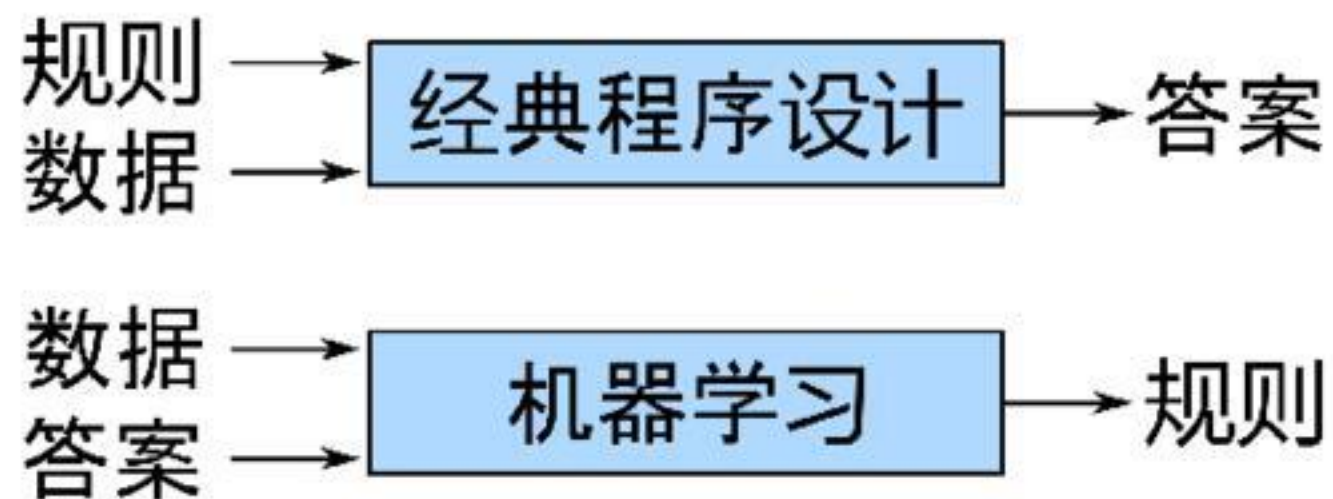
如果没有程序员精心编写的数据处理规则，计算机能否通过观察数据自动学会这些规则？

新的编程范式

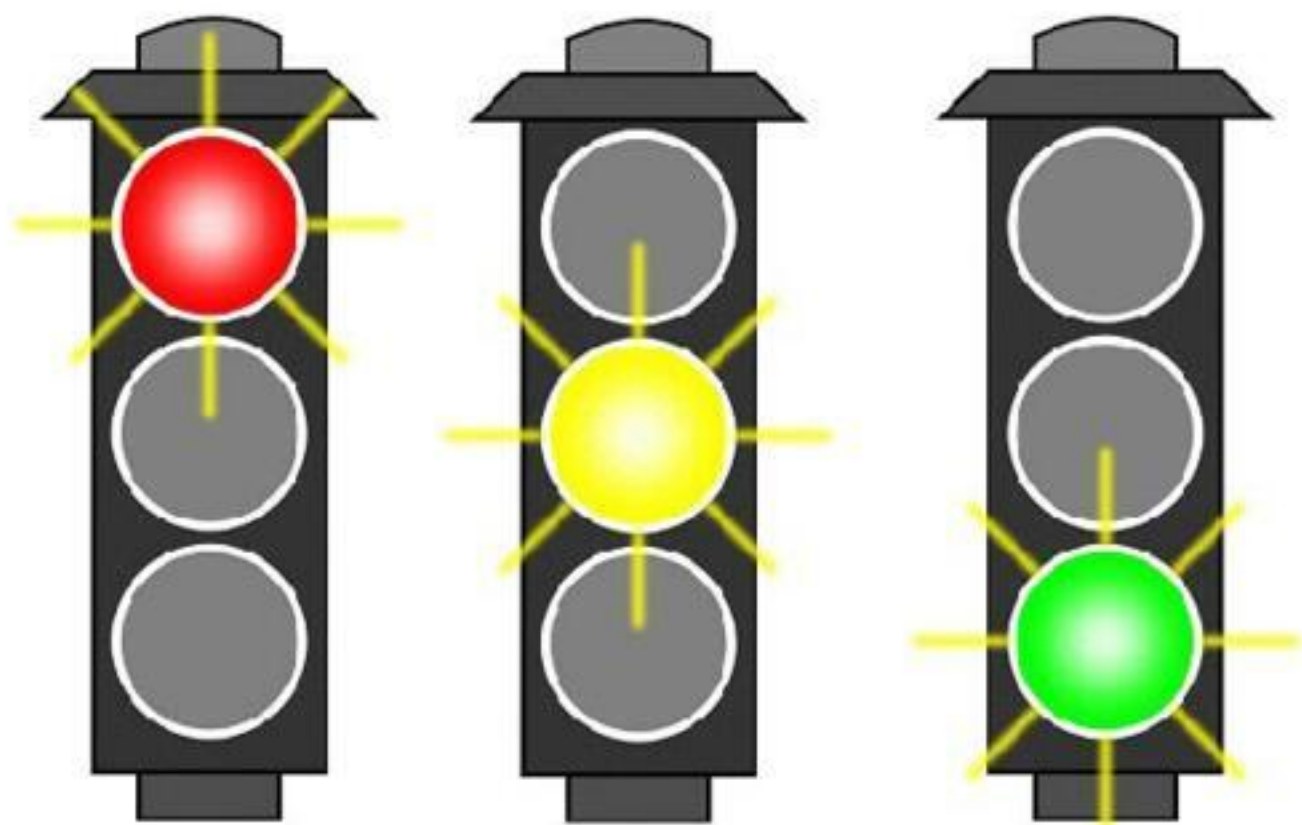


注意：机器学习系统是训练出来的，而不是明确地用程序编写出来的。

新的编程范式： 举例



注意：机器学习系统是训练出来的，而不是明确地用程序编写出来的。



举例：原始人穿越来到现在，如何学会交通规则？观察与试错。

机器学习

机器学习在 20 世纪 90 年代才开始蓬勃发展。

- 驱动力：速度更快的硬件与更大的数据集。
- 以工程为导向：想法更多地是靠**实践**来验证，而不是靠理论推导。

机器学习

机器学习在 20 世纪 90 年代才开始蓬勃发展。

- 驱动力：速度更快的硬件与更大的数据集。
- 以工程为导向：想法更多地是靠**实践**来验证，而不是靠理论推导。

对比：经典的统计分析方法（比如贝叶斯分析）。

- 理论指导实践：假设、公理 -> 定理 -> 推论 -> 应用

机器学习算法三要素

给定包含预期结果的示例，机器学习将会发现执行一项数据处理任务的规则。

- 输入数据的可计算形式。
- 预期输出的示例。
- 衡量算法效果好坏的方法。

机器学习算法三要素

给定包含预期结果的示例，机器学习将会发现执行一项数据处理任务的规则。

- 输入数据的可计算形式。
- 预期输出的示例。
- 衡量算法效果好坏的方法。

“学习”的简单理解

用反馈信号衡量结果、调节算法的工作方式。这个调节过程就是我们所说的学习。

机器学习算法三要素

给定包含预期结果的示例，机器学习将会发现执行一项数据处理任务的规则。

- 输入数据的可计算形式。
- 预期输出的示例。
- 衡量算法效果好坏的方法。

“学习”的简单理解

用反馈信号衡量结果、调节算法的工作方式。这个调节过程就是我们所说的学习。

思考：人是如何学习的？

- 人能理解其他人的思维过程吗？

机器学习算法的核心问题

机器学习模型将输入数据变换为有意义的输出

- 从已知的输入和输出示例中进行“学习”，将经验应用到未知数据。

机器学习算法的核心问题

机器学习模型将输入数据变换为有意义的输出

- 从已知的输入和输出示例中进行“学习”，将经验应用到未知数据。

机器学习和深度学习的核心问题在于有意义地变换数据

- 输入数据的有效表示 **representation**及变换方法

机器学习算法的核心问题

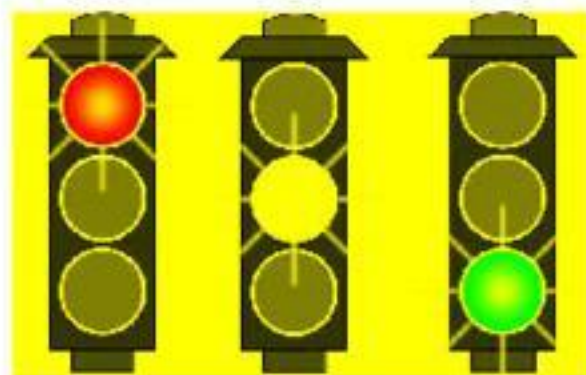
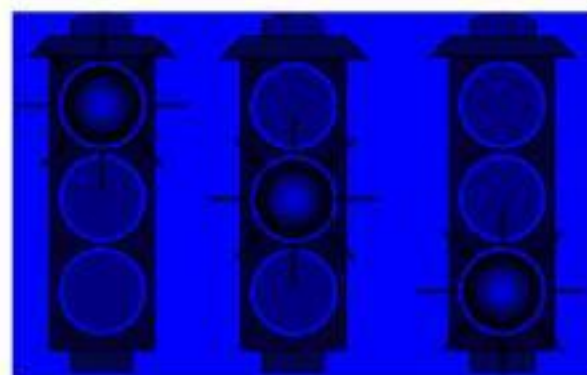
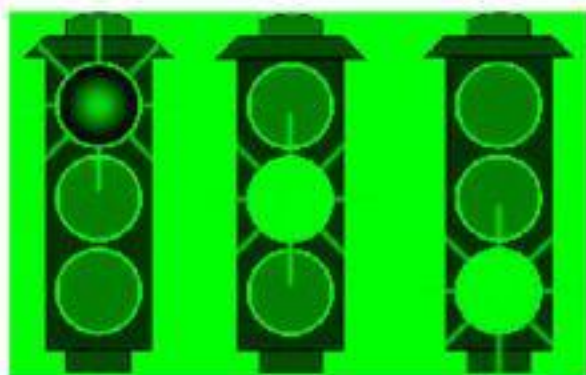
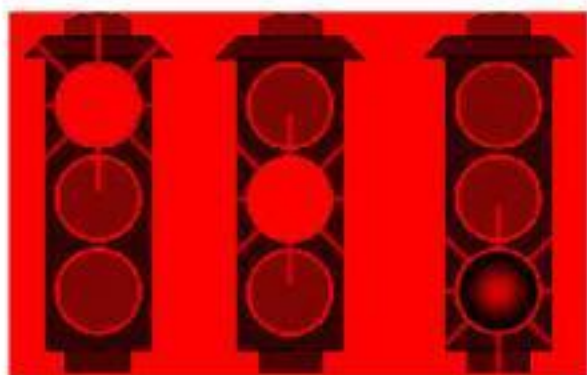
机器学习模型将输入数据变换为有意义的输出

- 从已知的输入和输出示例中进行“学习”，将经验应用到未知数据。

机器学习和深度学习的核心问题在于有意义地变换数据

- 输入数据的有效表示 **representation** 及变换方法

举例：信号灯图像的颜色响应 **activation**

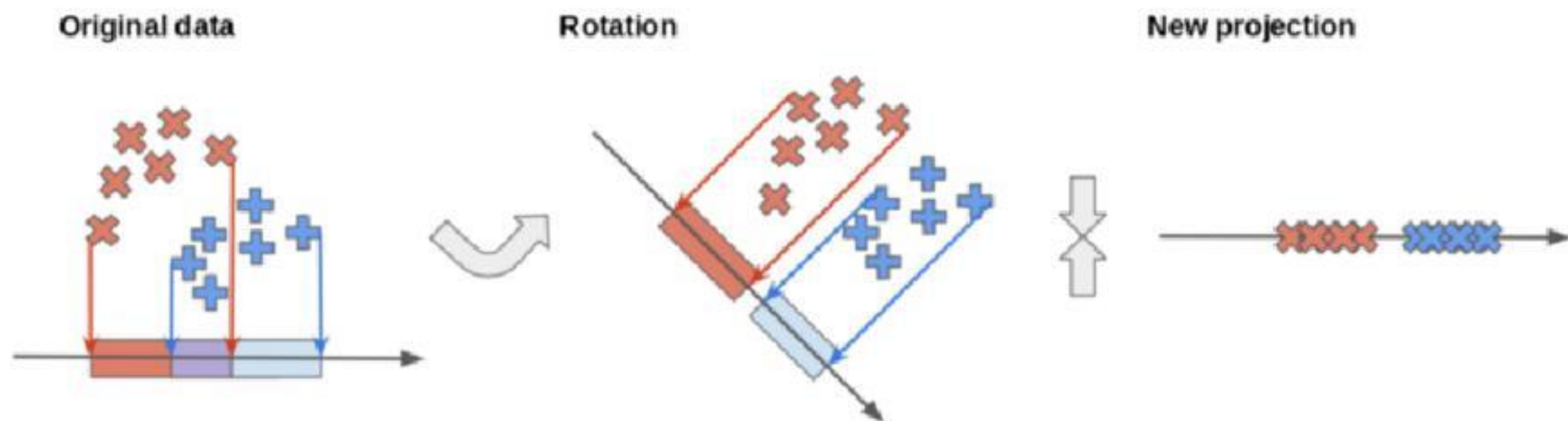


数据变换



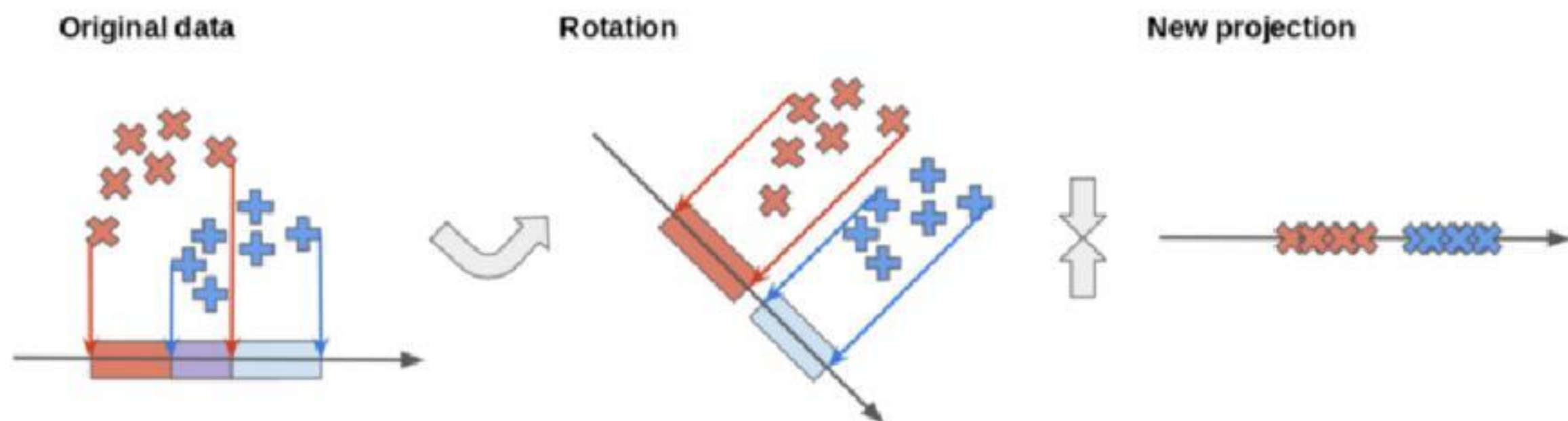
- 纸的两面代表两个类别；
- 解开纸团的过程就是学习的过程：
 - 展开纸张的操作就是数据变换。
 - 寻找更好的展开状态就是寻找更好的数据表示。

点集划分问题



- 输入是点的坐标；
- 预期输出是点的颜色；
- 衡量算法效果好坏的一种方法是，正确分类的点所占的百分比。

点集划分问题



- 输入是点的坐标；
- 预期输出是点的颜色；
- 衡量算法效果好坏的一种方法是，正确分类的点所占的百分比。

問題： 我们人为定义了坐标变换。

机器学习 - 学习与假设空间

学习

寻找更好数据表示的自动搜索过程。

寻找更好数据变换的自动搜索过程。

机器学习 - 学习与假设空间

学习

寻找更好数据表示的自动搜索过程。

寻找更好数据变换的自动搜索过程。

假设空间

机器学习算法在解决问题时通常没有什么创造性，而仅仅是遍历一组预先定义好的操作集合，这个操作集合叫作假设空间 **hypothesis space**。

机器学习 - 学习与假设空间

学习

寻找更好数据表示的自动搜索过程。

寻找更好数据变换的自动搜索过程。

假设空间

机器学习算法在解决问题时通常没有什么创造性，而仅仅是遍历一组预先定义好的操作集合，这个操作集合叫作假设空间 **hypothesis space**。

机器学习 - 技术定义

在预先定义好的可能性空间中，利用反馈信号的指引来寻找输入数据的有效表示。

机器学到了什么？

- 实践派：什么都没有，“黑盒”
- 理论派：可能有，但我们还不理解
 - 人也很难理解其他人（甚至自己）的思维过程
 - 也许机器理解其工作原理，但表达不出来

机器学习到了什么？

- 实践派：什么都没有，“黑盒”
- 理论派：可能有，但我们还不理解
 - 人也很难理解其他人（甚至自己）的思维过程
 - 也许机器理解其工作原理，但表达不出来

（人们希望）机器学习是对人脑这个黑盒函数进行模拟。

Machine learned almost nothing - instead, humans (researchers) learned a lot during the fine-tuning.

– Manning

深度学习之“深度”

深度学习

从数据中学习表示的新方法：强调从一系列称作层 **layer** 的中间模块中逐步学习，不断产生越来越有意义的表示。

深度学习之“深度”

深度学习

从数据中学习表示的新方法：强调从一系列称作层 **layer** 的中间模块中逐步学习，不断产生越来越有意义的表示。

注意

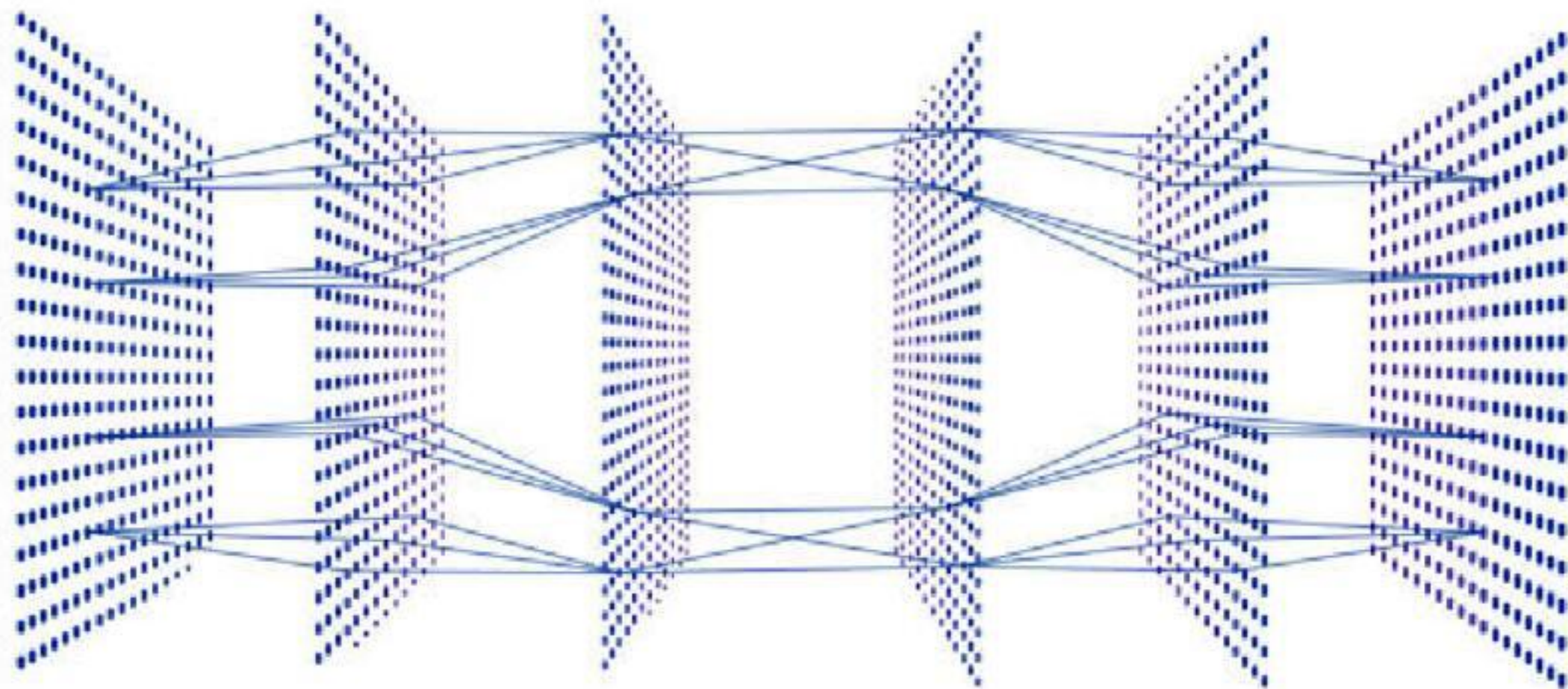
“深度”并不是说机器能够获取的“更深层次的理解”，而仅指一系列顺序表示的层。

就像展开纸团需要多个步骤一样。

深度学习 - 层、深度

层、深度

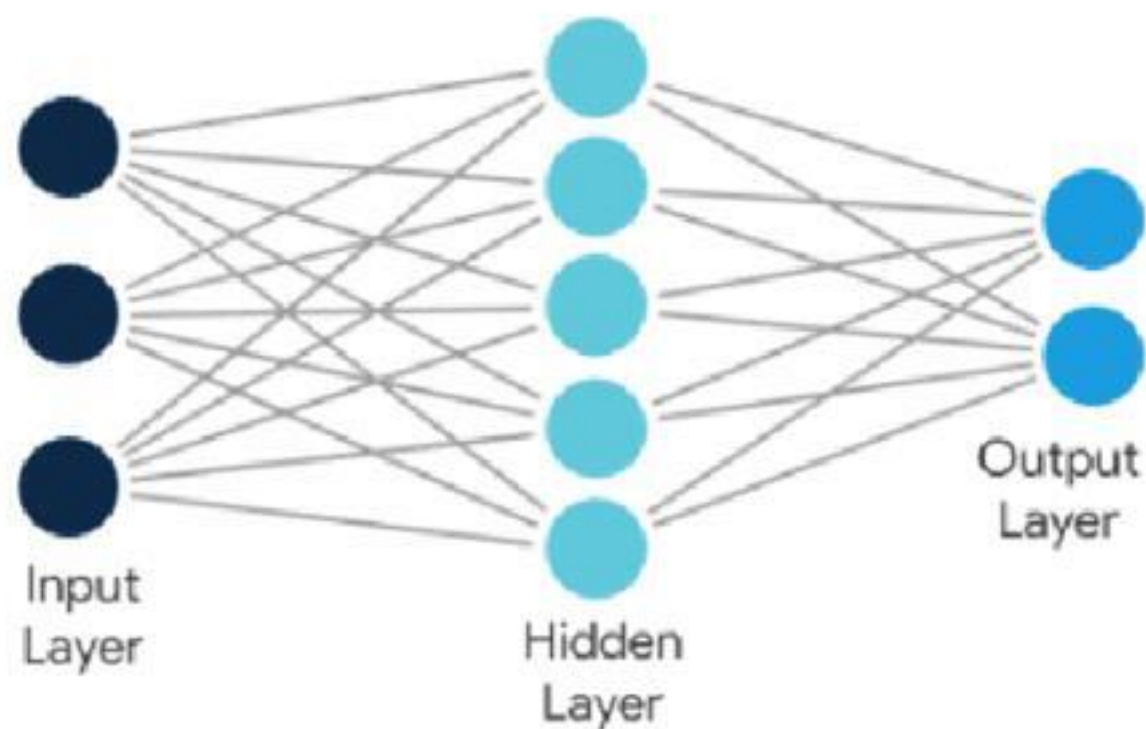
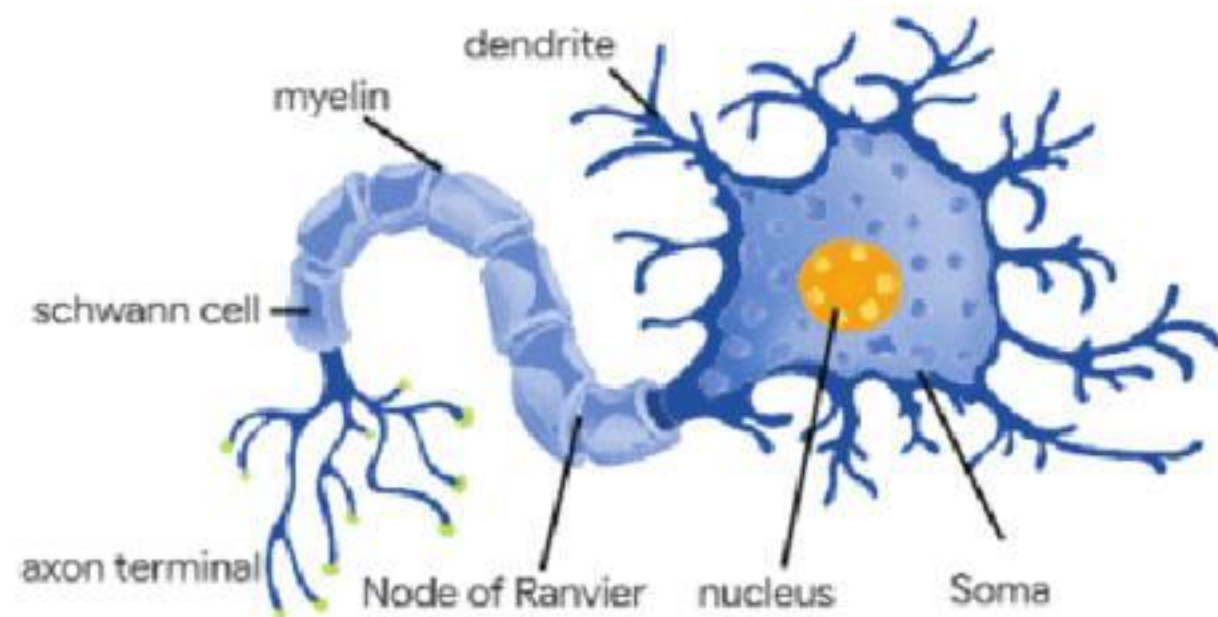
数据模型中包含多少层，这被称为模型的深度 **depth**。



深度学习 - 神经网络

神经网络 **neural network**这一术语来自于神经生物学

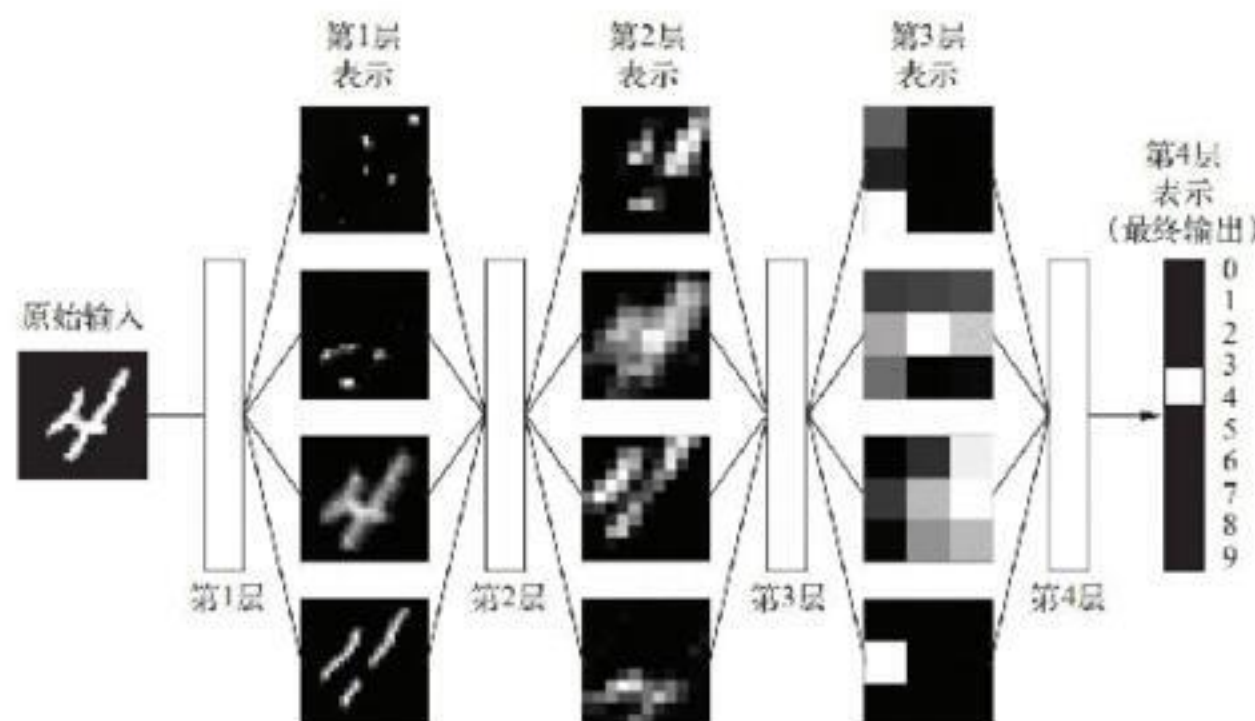
- 深度学习的一些核心概念是从人们对大脑的理解中汲取部分灵感而形成的
- 但没有证据表明大脑的学习机制与现代深度学习模型所使用的相同。



就表现形式而言，深度学习是从数据中学习表示的一种**数学框架**。

深度学习算法学到的表示是什么样的？

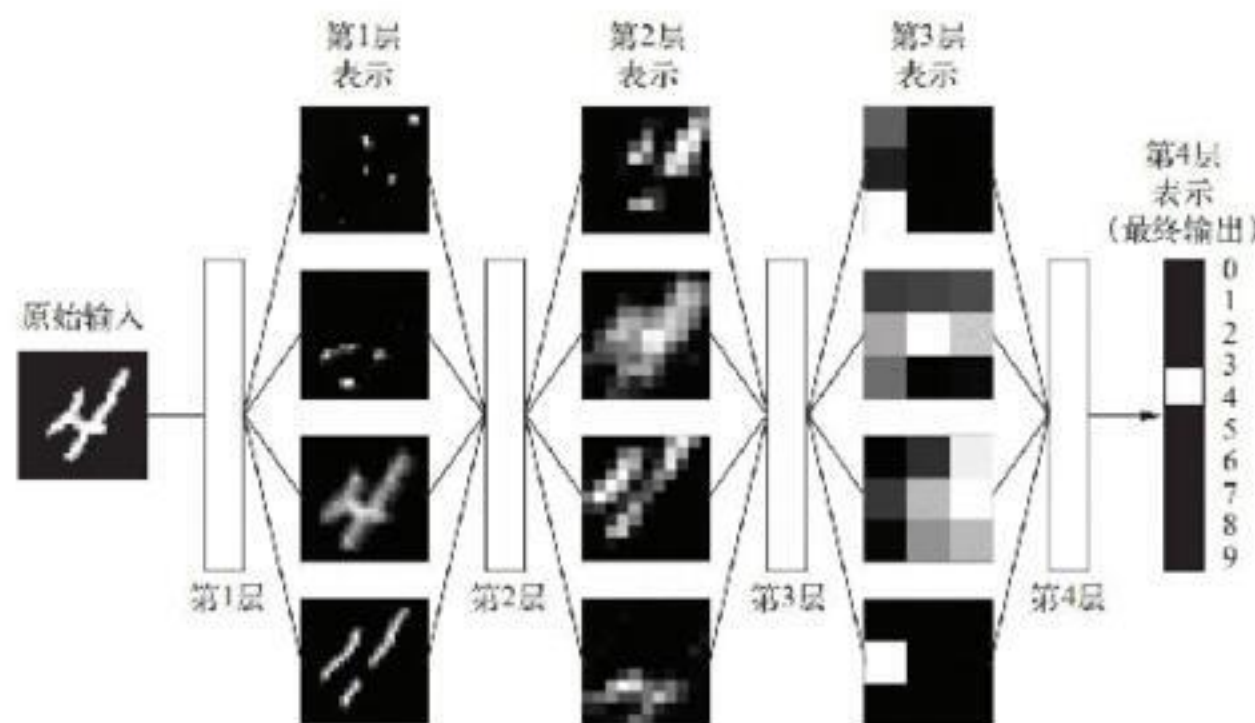
你可以将深度网络看作多级信息蒸馏操作：信息穿过连续的过滤器，其纯度越来越高（即对任务的帮助越来越大）。



- 多级信息表达的提炼过程也称表示学习
- 最终表示形式与输出直接的映射：（浅层）机器学习

深度学习算法学到的表示是什么样的？

你可以将深度网络看作多级信息蒸馏操作：信息穿过连续的过滤器，其纯度越来越高（即对任务的帮助越来越大）。



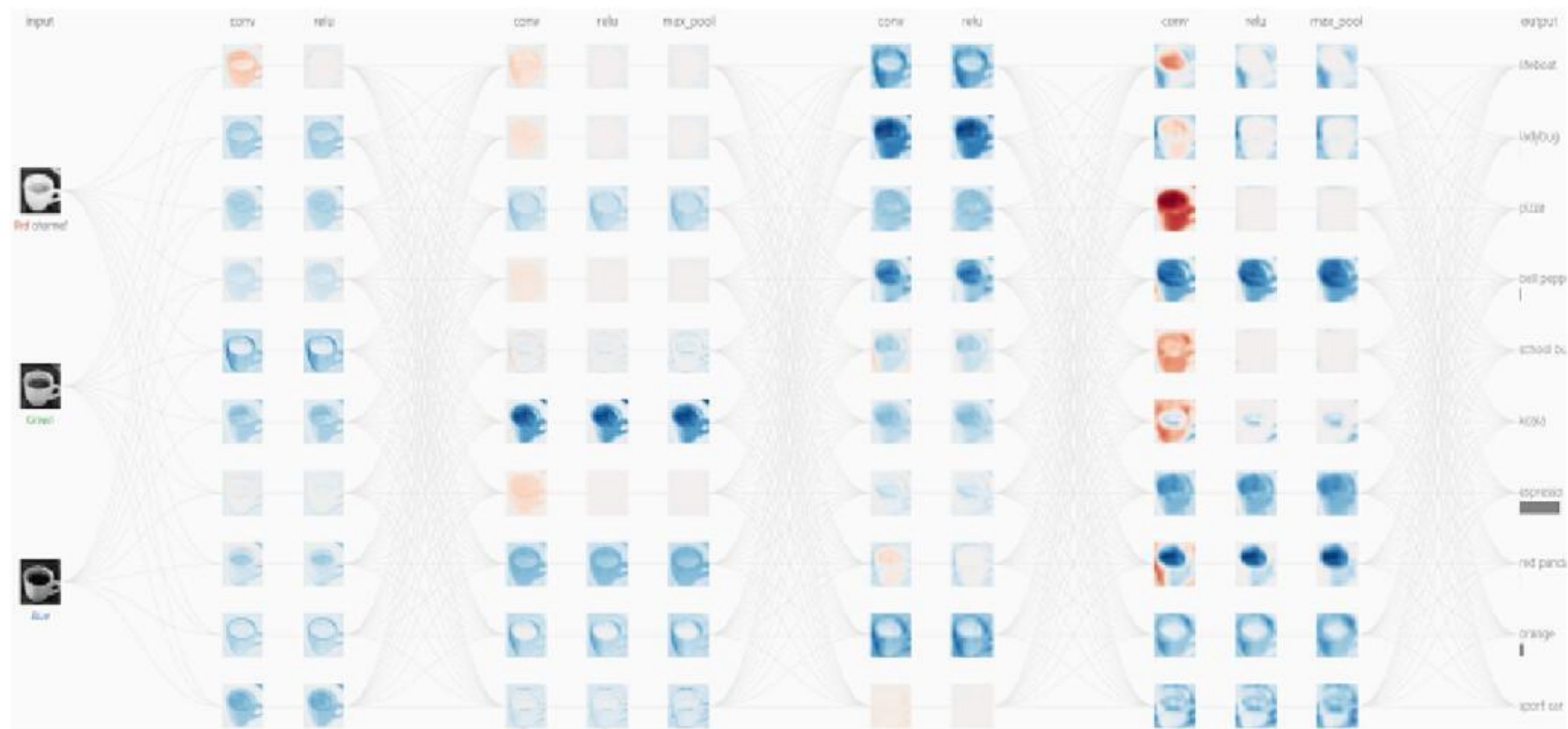
- 多级信息表达的提炼过程也称表示学习
- 最终表示形式与输出直接的映射：（浅层）机器学习

深度学习 - 技术定义

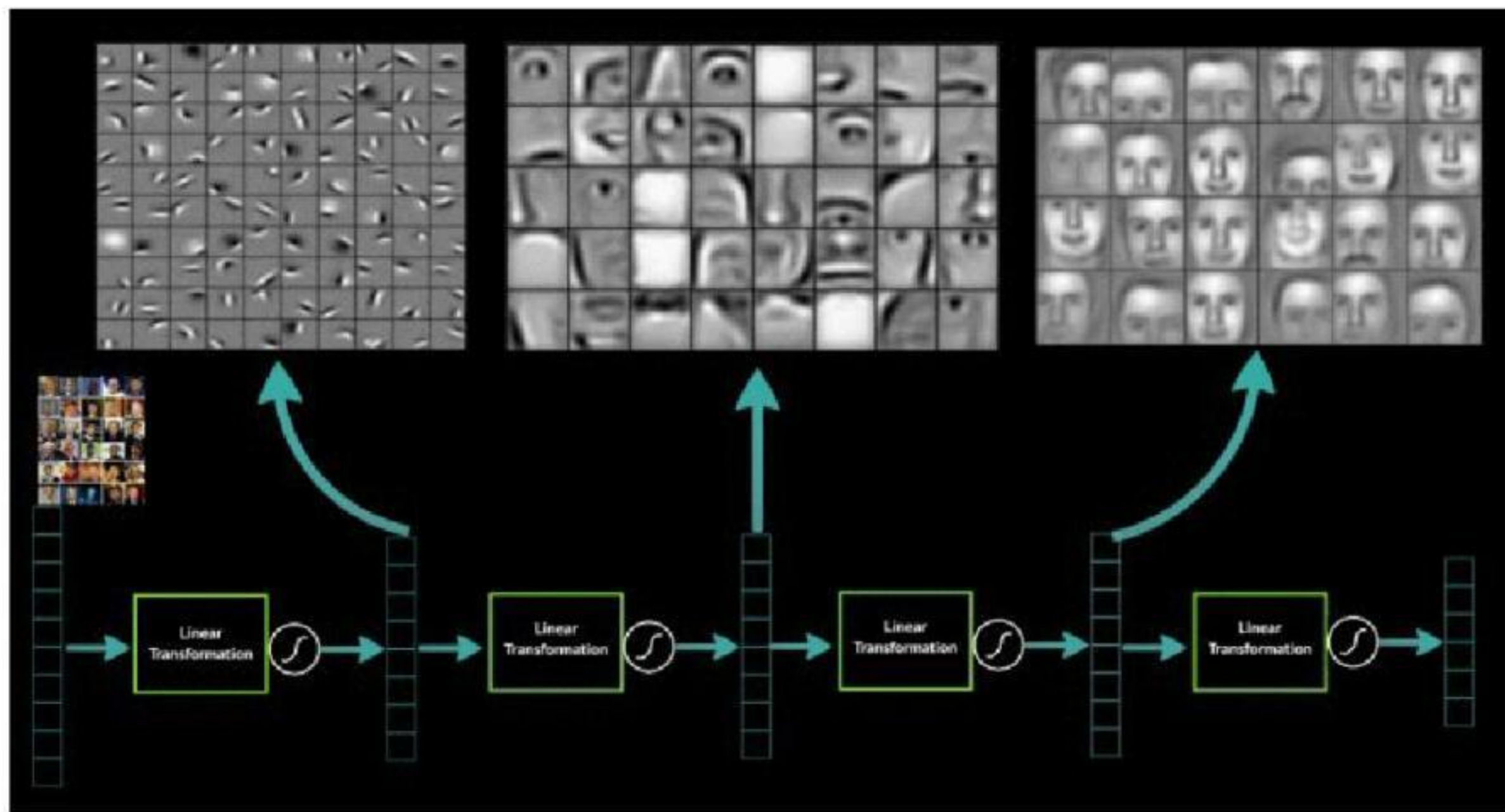
学习数据表示的多级方法。

CNN Explainer

CNN Explainer: <https://poloclub.github.io/cnn-explainer/>



CNN 示意图



小结

机器学习：将输入（比如图像）**映射**到目标（比如标签“猫”）

- 这一过程是通过**观察**许多输入和目标的示例来完成的。

深度神经网络通过一系列简单的**数据变换**（层）来逐步实现这种输入到目标的映射

小结

机器学习：将输入（比如图像）**映射**到目标（比如标签“猫”）

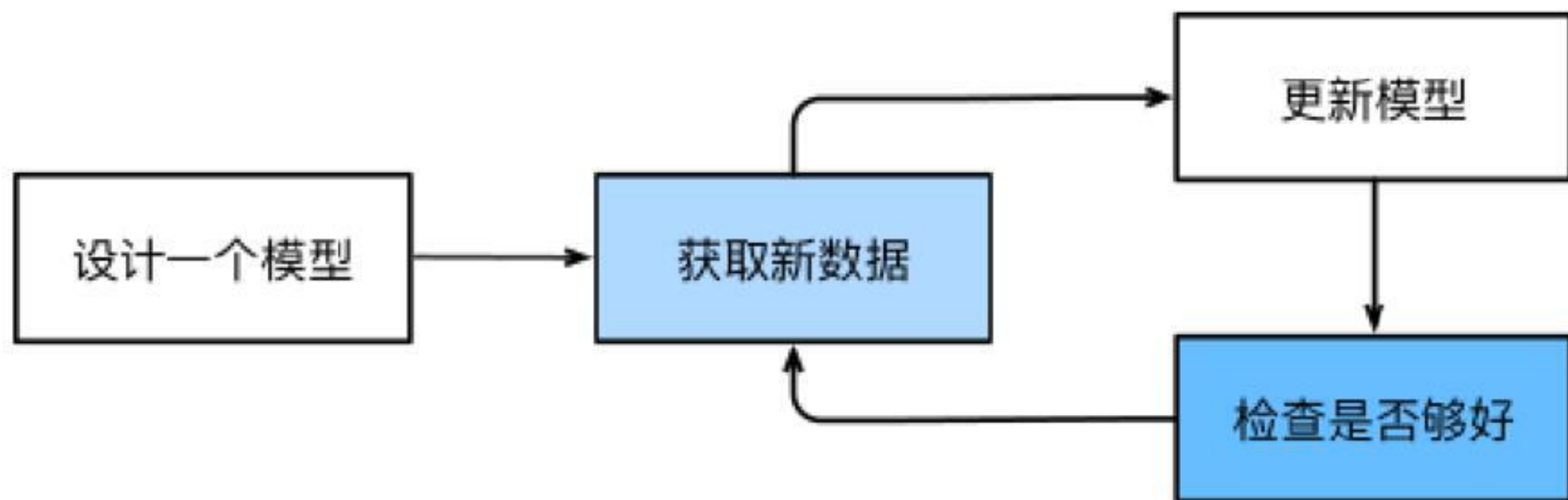
- 这一过程是通过**观察**许多输入和目标的示例来完成的。

深度神经网络通过一系列简单的**数据变换**（层）来逐步实现这种输入到目标的映射

下面用三张图来具体看一下机器学习的过程是如何发生的。

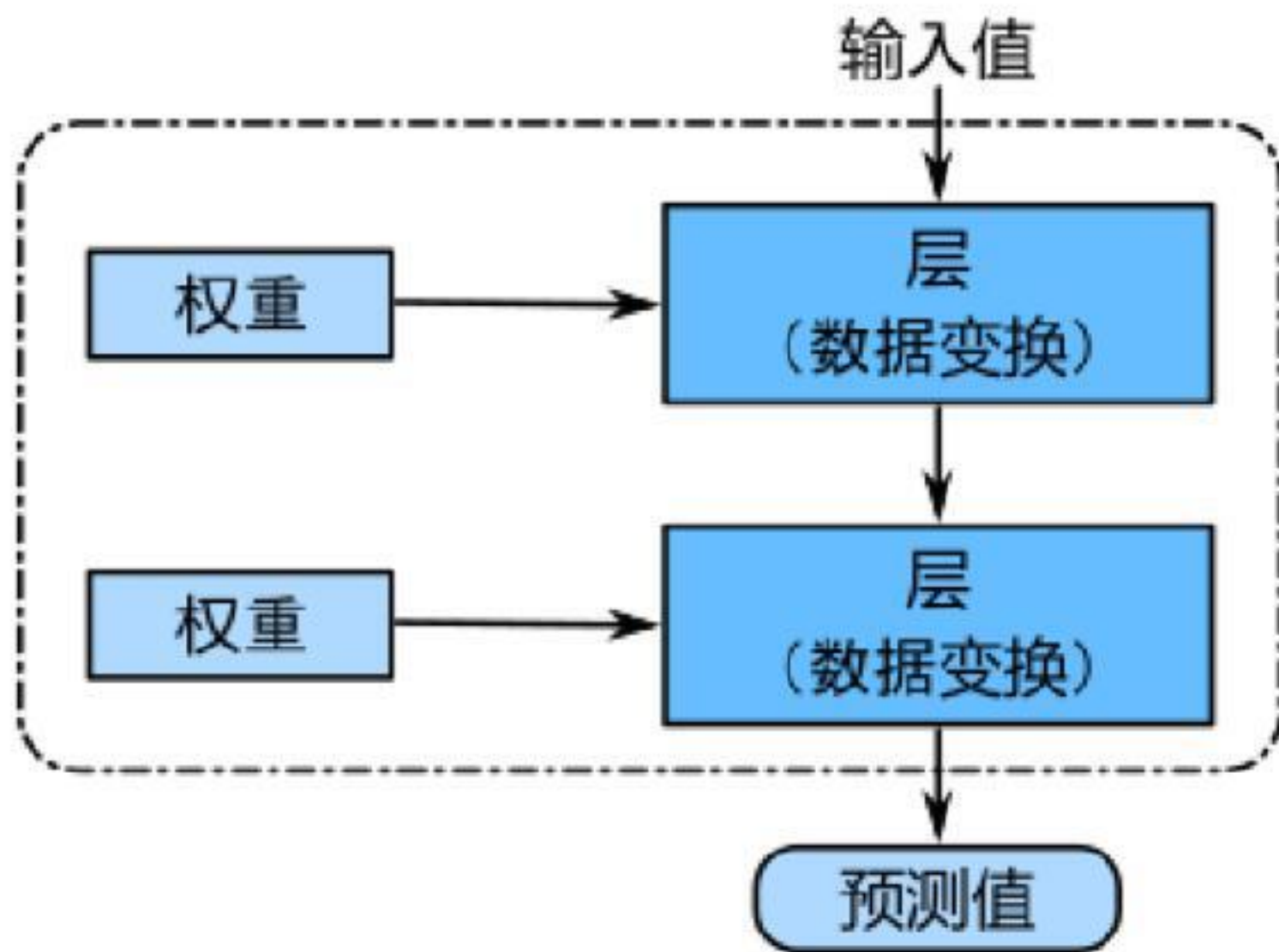
机器学习基本流程

典型学习过程



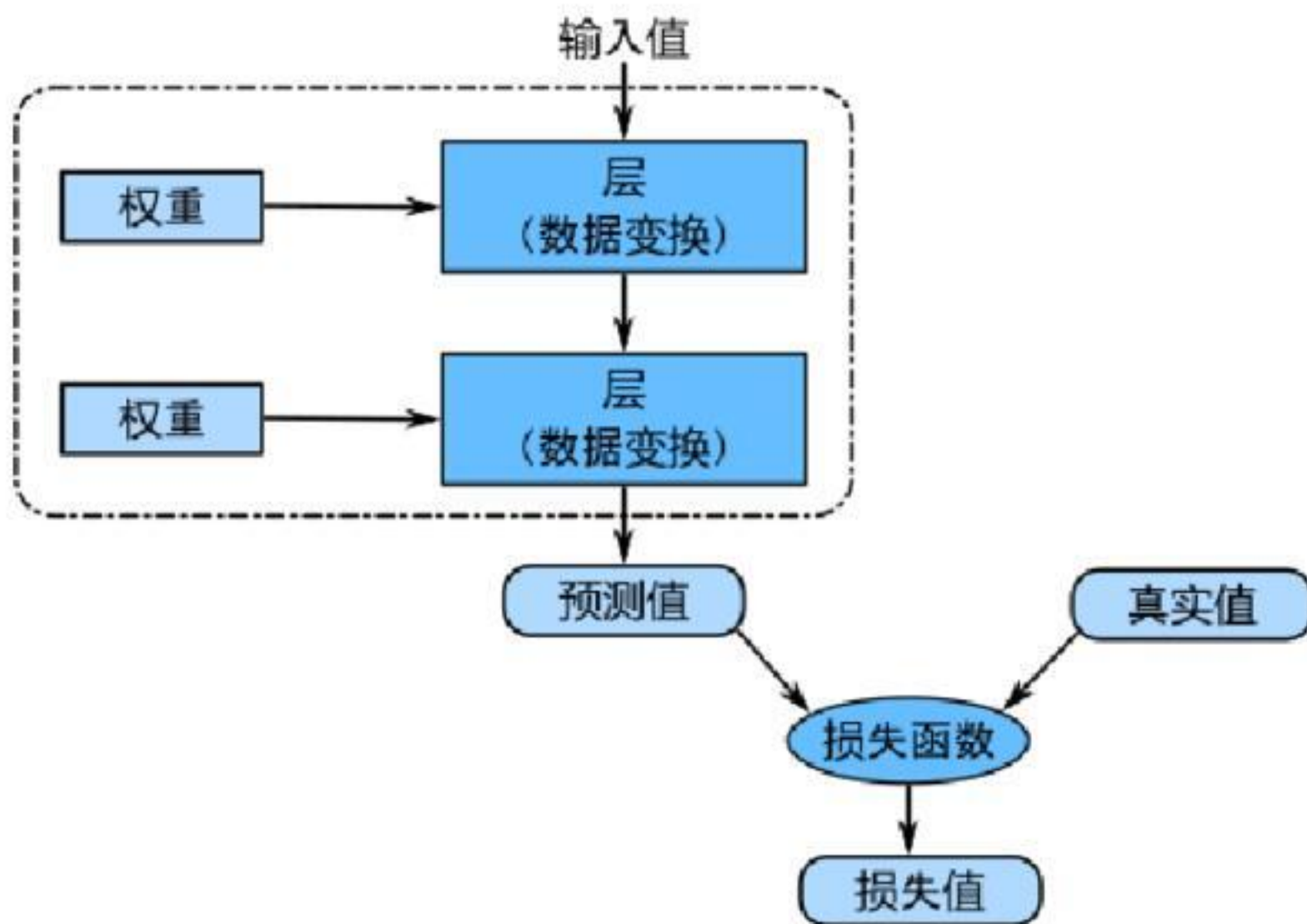
神经网络是由其权重来参数化

神经网络中每层对输入数据所做的具体操作保存在该层的**权重 weight**中，其本质是一串数字，有时也被称为该层的**参数 parameter**。



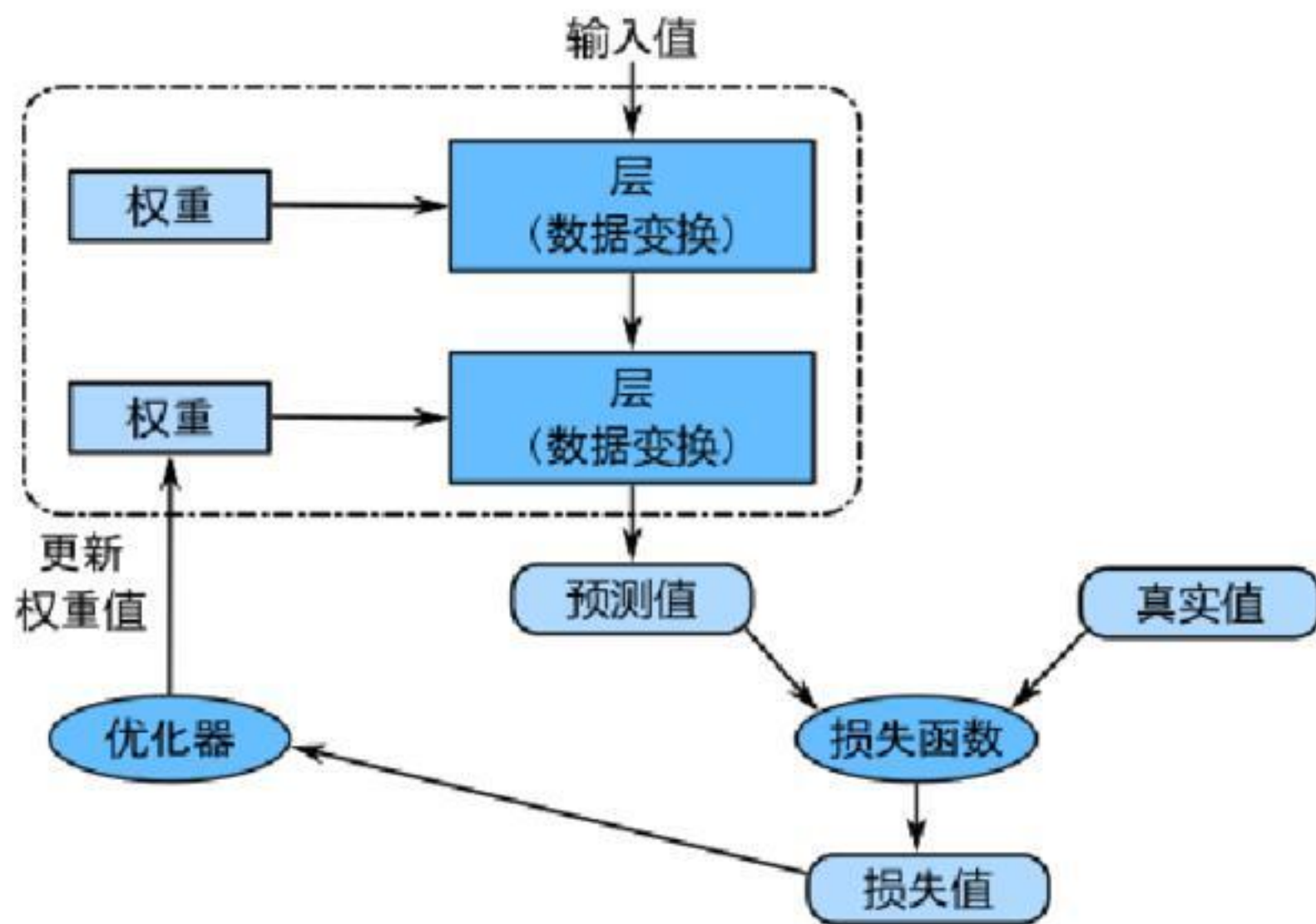
损失函数用来衡量网络输出结果的质量

想要控制神经网络的输出，就需要能够衡量该输出与预期值之间的距离。这是神经网络损失函数 **loss function** 的任务，该函数也叫目标函数 **objective function**。



将损失值作为反馈信号来调节权重

深度学习的基本技巧是利用这个距离值作为反馈信号来对权重值进行微调，以降低当前示例对应的损失值。这种调节由**优化器 optimizer**来完成，它实现了所谓的**反向传播 backpropagation**算法，这是机器学习的核心算法。



量变导致质变

一开始对神经网络的权重随机初始化，因此网络只是实现了一系列随机变换。

- 其输出结果自然也和理想值相去甚远，相应地，损失值也很高。

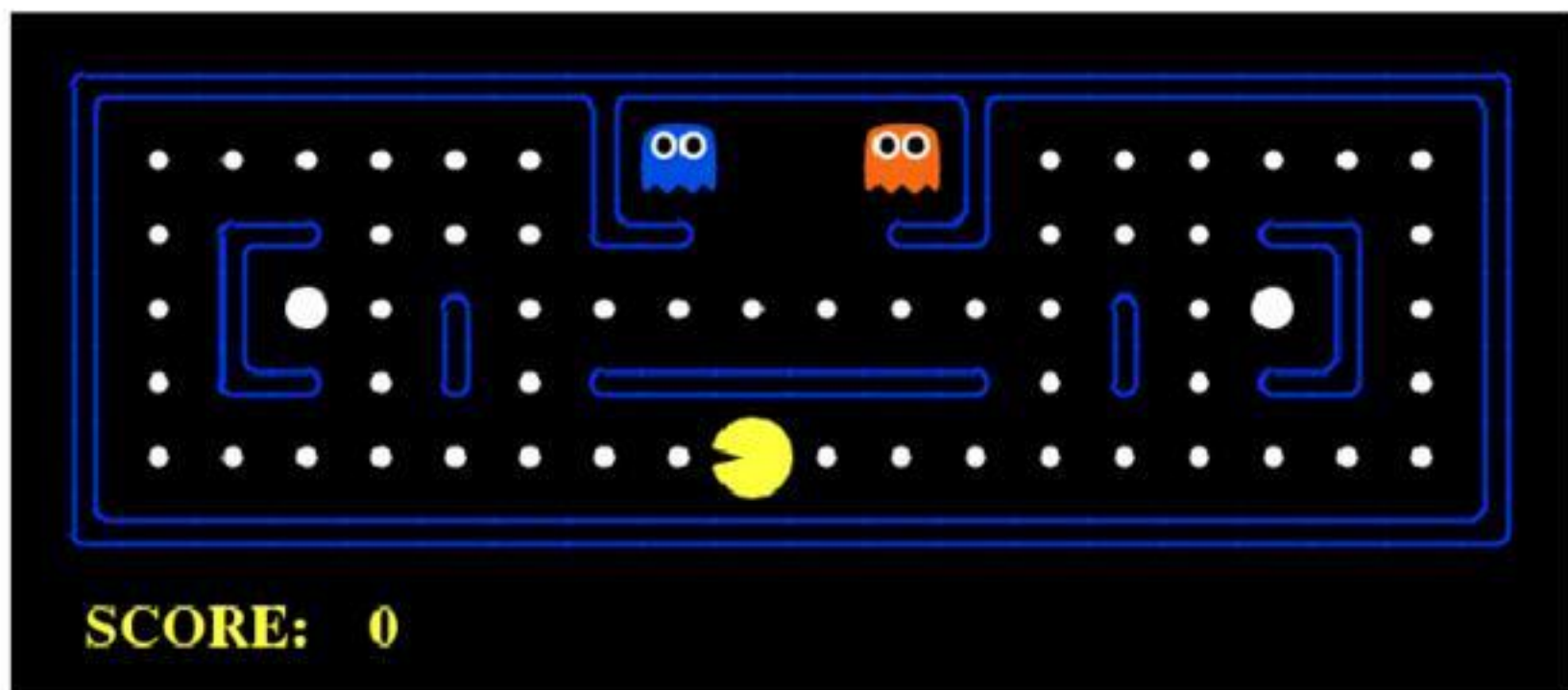
量变导致质变

一开始对神经网络的权重随机初始化，因此网络只是实现了一系列随机变换。

- 其输出结果自然也和理想值相去甚远，相应地，损失值也很高。

随着处理的示例越来越多，权重值向正确的方向逐步微调，损失值也逐渐降低。

- 这就是训练循环 **training loop**：将这种循环重复足够多的次数，得到的权重值可以使损失函数最小。



一万小时定律

一万小时定律

“人们眼中的天才之所以卓越非凡，并非天资超人一等，而是付出了持续不断的努力。1万小时的锤炼是任何人从平凡变成世界级大师的必要条件。”

- 关键在于“刻意训练”，而不是“重复性训练”

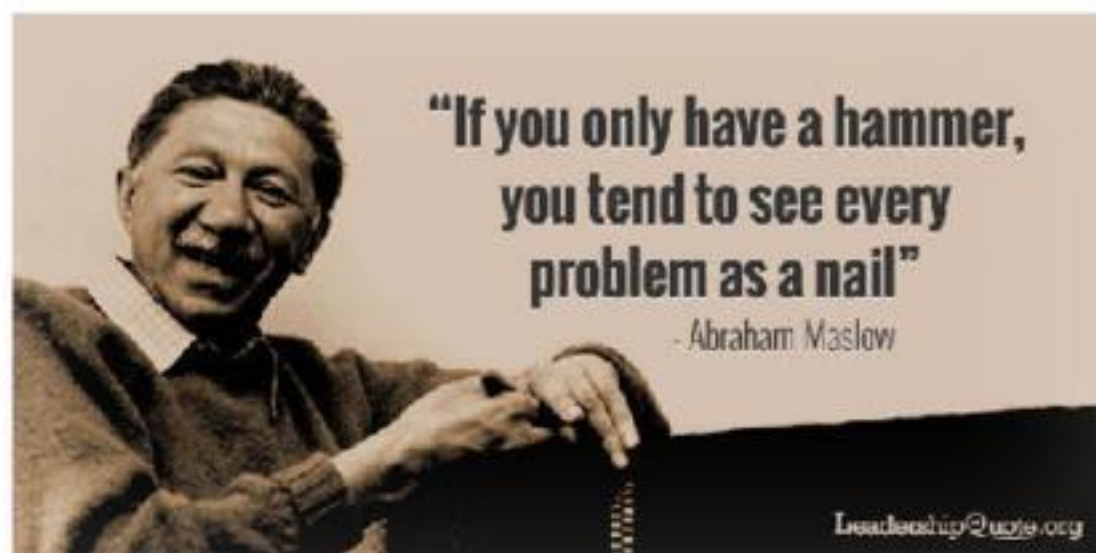
机器学习简史

为什么要了解经典机器学习方法？

深度学习是当前最热门的机器学习方法，但并不是机器学习的第一次成功

锤子 - 钉子

如果你第一次接触的机器学习就是深度学习，那你可能会发现手中握着一把深度学习“锤子”，而所有机器学习问题看起来都像是“钉子”。



- 为了避免陷入这个误区：熟悉其他机器学习方法并实践。
- 讨论大背景，可以更好地理解深度学习的起源及其重要性。

概率建模 **probabilistic modeling**

概率建模是统计学原理在数据分析中的应用，在统计学习课程中专门讲授

- 最早的机器学习形式之一，至今仍在广泛使用

概率建模 probabilistic modeling

概率建模是统计学原理在数据分析中的应用，在统计学习课程中专门讲授

- 最早的机器学习形式之一，至今仍在广泛使用
- 朴素贝叶斯 **Naive Bayes** 算法，比计算机出现得还要早
 - 曾经靠人工计算来应用。

概率建模 probabilistic modeling

概率建模是统计学原理在数据分析中的应用，在统计学习课程中专门讲授

- 最早的机器学习形式之一，至今仍在广泛使用
- 朴素贝叶斯 **Naive Bayes** 算法，比计算机出现得还要早
 - 曾经靠人工计算来应用。
- **logistic 回归 logistic regression, logreg**
 - 有时被认为是现代机器学习的“hello world”。
 - 不要被名称误导：logreg 是一种分类算法，不是回归算法。

早期神经网络

早期的迭代方法已经完全被现代方法所取代

- 早在 20 世纪 50 年代就将其作为玩具项目
 - 但之后很长一段时间内，没有训练大型神经网络的有效方法

早期神经网络

早期的迭代方法已经完全被现代方法所取代

- 早在 20 世纪 50 年代就将其作为玩具项目
 - 但之后很长一段时间内，没有训练大型神经网络的有效方法
- 20 世纪 80 年代中期很多人都独立地重新发现了**反向传播算法**，并开始将其应用于神经网络

早期神经网络

早期的迭代方法已经完全被现代方法所取代

- 早在 20 世纪 50 年代就将其作为玩具项目
 - 但之后很长一段时期内，没有训练大型神经网络的有效方法
- 20 世纪 80 年代中期很多人都独立地重新发现了**反向传播算法**，并开始将其应用于神经网络

贝尔实验室于 1989 年第一次成功实现了神经网络的实践应用

- 当时 Yann LeCun 将卷积神经网络的早期思想与反向传播算法相结合，并将其应用于手写数字分类问题，由此得到名为**LeNet**的网络
- 在 20 世纪 90 年代被美国邮政署采用，用于自动读取信封上的邮政编码

核方法 (kernel method)

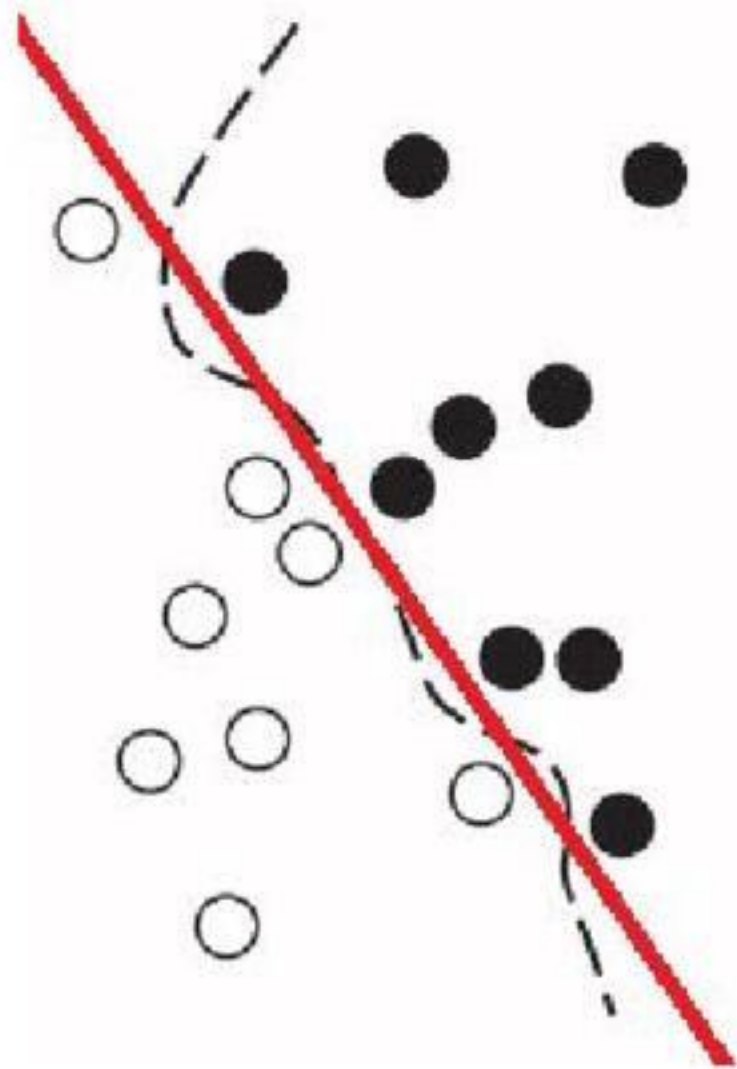
SVM 在2000年左右刚出现时，在简单分类问题上表现最佳，神经网络被抛弃

核方法 (kernel method)

SVM 在2000年左右刚出现时，在简单分类问题上表现最佳，神经网络被抛弃

通过找到良好决策边界 **decision boundary** 来解决分类问题：

1. 将数据映射到高维表示，这时决策边界可以用超平面来表示
2. 尽量让超平面与每个类别最近的数据点之间的距离最大化，这一步叫作间隔最大化 **maximizing the margin**



核方法 - 核技巧

将数据映射到高维表示从而使分类问题简化？在实践中通常是难以计算的

核技巧 kernel trick

要想在新的表示空间中找到良好的决策超平面，你不需要在新空间中直接计算点的坐标，只需要在新空间中计算点对之间的距离。

核函数 kernel function

实现将原始空间中的任意两点映射为这两点在目标表示空间中的距离的函数。

- XOR 问题； Ω 路径

核方法 - 核技巧

将数据映射到高维表示从而使分类问题简化？在实践中通常是难以计算的

核技巧 kernel trick

要想在新的表示空间中找到良好的决策超平面，你不需要在新空间中直接计算点的坐标，只需要在新空间中计算点对之间的距离。

核函数 kernel function

实现将原始空间中的任意两点映射为这两点在目标表示空间中的距离的函数。

- XOR 问题； Ω 路径

注意

核函数通常是人为选择的，而不是从数据中学到的——对于 SVM 来说，只有分割超平面是通过学习得到的。

核方法 - 评价

优点

- SVM 刚刚出现时，在简单的分类问题上表现出了最好的性能
- 大量的理论支持，适合用于严肃的数学分析，因而非常易于理解和解释

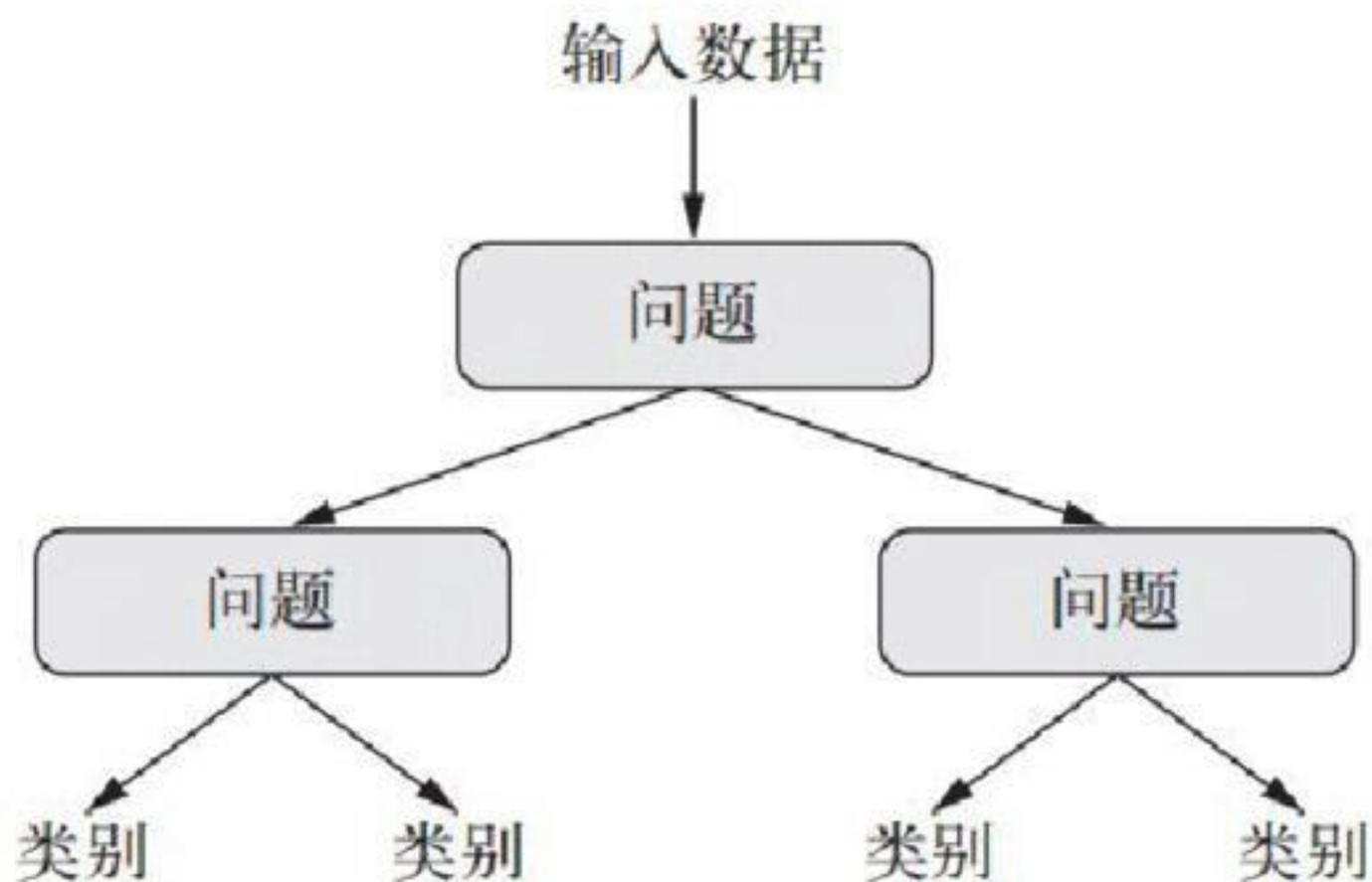
缺点

- 很难扩展到大型数据集，并且在图像分类等感知问题上的效果也不好
- SVM是一种浅层学习方法：要想将其应用于感知问题，首先需要手动提取出有用的表示
 - （这叫作特征工程）：这一步骤很难，而且不稳定

决策树、随机森林与梯度提升机

决策树 **decision tree** 是类似于流程图的结构，可视化和解释都很简单

- 到了 2010 年，决策树经常比核方法更受欢迎
- Microsoft Kinect：技术型工程实践，但学术界不买账



决策树、随机森林与梯度提升机

随机森林 random forest 算法构建多个决策树，然后将它们的输出集成在一起。

- 随机森林适用于各种各样的问题——对于任何浅层的机器学习任务来说，它几乎总是第二好的算法。
- 广受欢迎的机器学习竞赛网站Kaggle 在 2010 年上线后，随机森林迅速成为平台上人们的最爱，直到 2014 年才被梯度提升机所取代。

梯度提升机 gradient boosting machine 通过迭代地训练新模型来专门解决之前模型的弱点。

- 将梯度提升技术应用于决策树时，得到的模型与随机森林具有相似的性质，但在绝大多数情况下效果都比随机森林要好。
- 它可能是目前处理非感知数据最好的算法之一（如果非要加个“之一”的话）。和深度学习一样，它也是Kaggle 竞赛中最常用的技术之一。

为什么是深度学习？

回到神经网络

自 2012 年以来，深度卷积神经网络已成为所有计算机视觉任务的首选算法

- 更一般地说，在所有感知任务上都有效

回到神经网络

自 2012 年以来，深度卷积神经网络已成为所有计算机视觉任务的首选算法

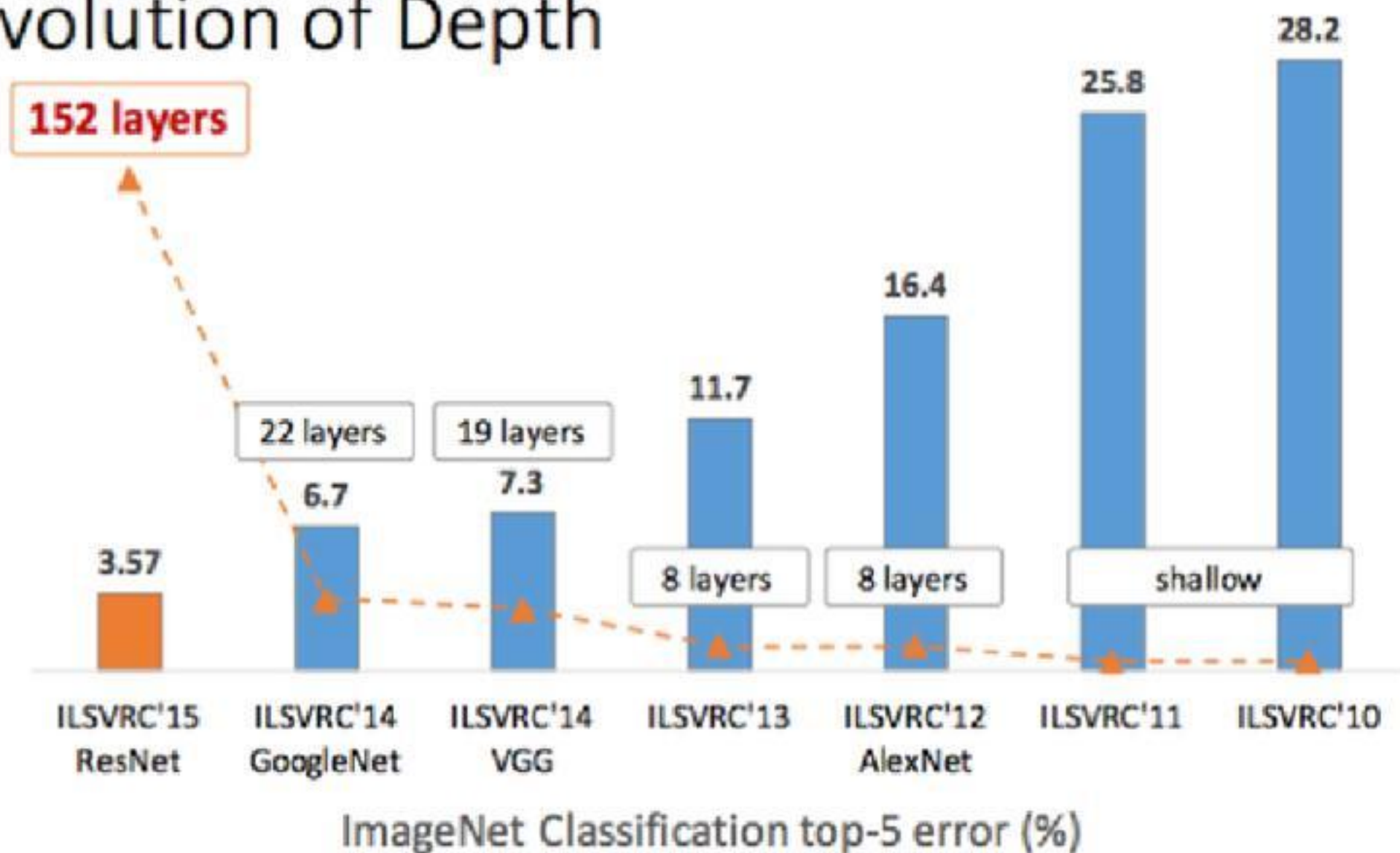
- 更一般地说，在所有感知任务上都有效

深度学习在许多其他类型的问题上成为首选算法，比如自然语言处理

- 已经在大量应用中完全取代了传统机器学习算法，如 SVM 与决策树

大型神经网络

Revolution of Depth



深度学习已经取得的进展

- 接近（或超过）人类水平的图像分类
- 接近人类水平的语音识别
- 接近人类水平的手写文字转录
- 更好的机器翻译
- 更好的文本到语音转换
- 数字助理，比如谷歌即时（Google Now）和亚马逊 Alexa
- 接近人类水平的自动驾驶
- 更好的广告定向投放，Google、百度、必应都在使用
- 更好的网络搜索结果
- 能够回答用自然语言提出的问题
- 在围棋上战胜人类

神经网络的巅峰



Turing Award 2018: Yann LeCun, Geoffrey Hinton, Yoshua Bengio

向优秀的人学习

要想了解机器学习算法和工具的现状，一个好方法是看一下线上机器学习竞赛

- 需要招聘、解决问题的公司；学习、爱好者
- 哪种算法能够可靠地赢得竞赛？顶级参赛者使用哪些工具？

Kaggle 竞赛：<https://www.kaggle.com/>

向优秀的人学习

要想了解机器学习算法和工具的现状，一个好方法是看一下线上机器学习竞赛

- 需要招聘、解决问题的公司；学习、爱好者
- 哪种**算法**能够可靠地赢得竞赛？顶级参赛者使用哪些**工具**？

Kaggle 竞赛：<https://www.kaggle.com/>

Kaggle 上主要有两大方法：**梯度提升机**和**深度学习**。

- 梯度提升机用于处理结构化数据的问题，大多使用 **XGBoost**。
- 深度学习用于图像分类等感知问题，大多使用 **TensorFlow, PyTorch**。

深度学习有何不同？

深度学习发展得如此迅速，主要原因在于表现出更好的性能。

- 受到工业界的青睐，有极高商业价值

深度学习有何不同？

深度学习发展得如此迅速，主要原因在于表现出更好的性能。

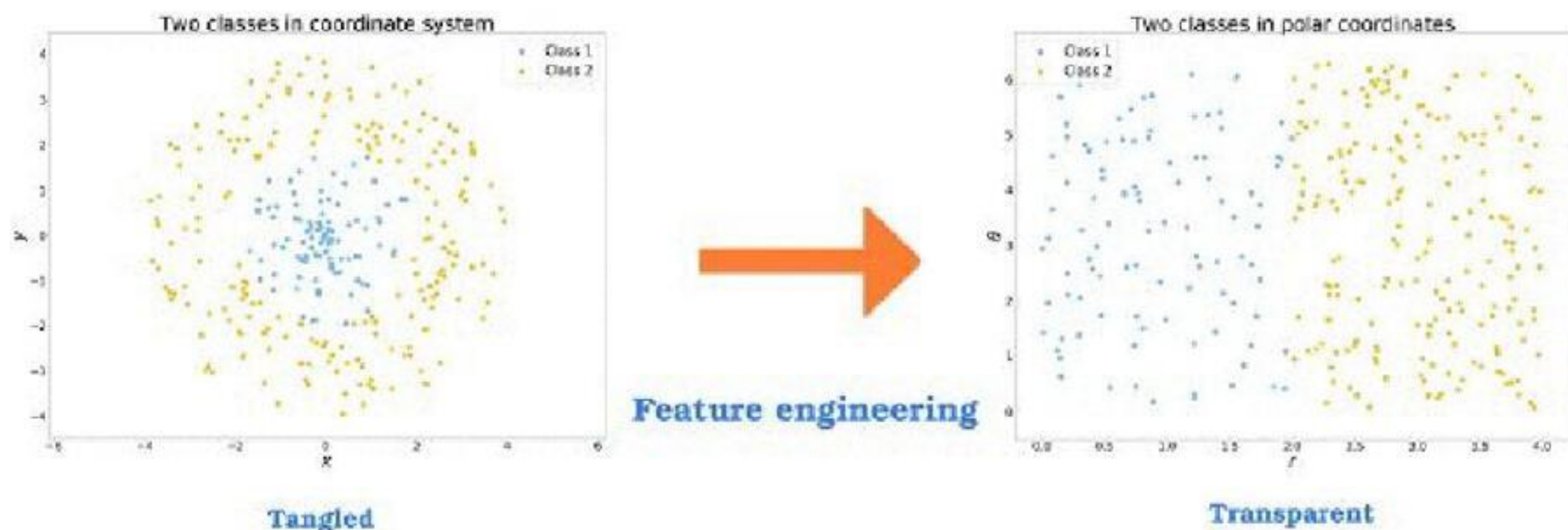
- 受到工业界的青睐，有极高商业价值

将特征工程完全自动化，让解决问题变得更加简单

- 曾经是机器学习算法流程中最关键的一步
- 学术界专家以外的从业者也能解决复杂问题。

什么是特征工程？

现阶段的人工智能可以理解为人机合作



人工干预的多少取决于模型的性能

- 早期机器学习技术或浅层学习：需要手动设计表示空间之间的数据变换。
- 深度学习完全将这个步骤自动化；在集成框架内一次性学习所有特征。

深度学习不是浅层学习的简单叠加

在实践中，如果连续应用浅层学习方法，其收益会随着层数增加迅速降低

- 三层模型中最优的第一表示层并不是单层或双层模型中最优的第一表示层。

深度学习不是浅层学习的简单叠加

在实践中，如果连续应用浅层学习方法，其收益会随着层数增加迅速降低

- 三层模型中最优的第一表示层并不是单层或双层模型中最优的第一表示层。

深度学习的变革性在于，模型同时学习所有表示层，由单一反馈信号来监督。

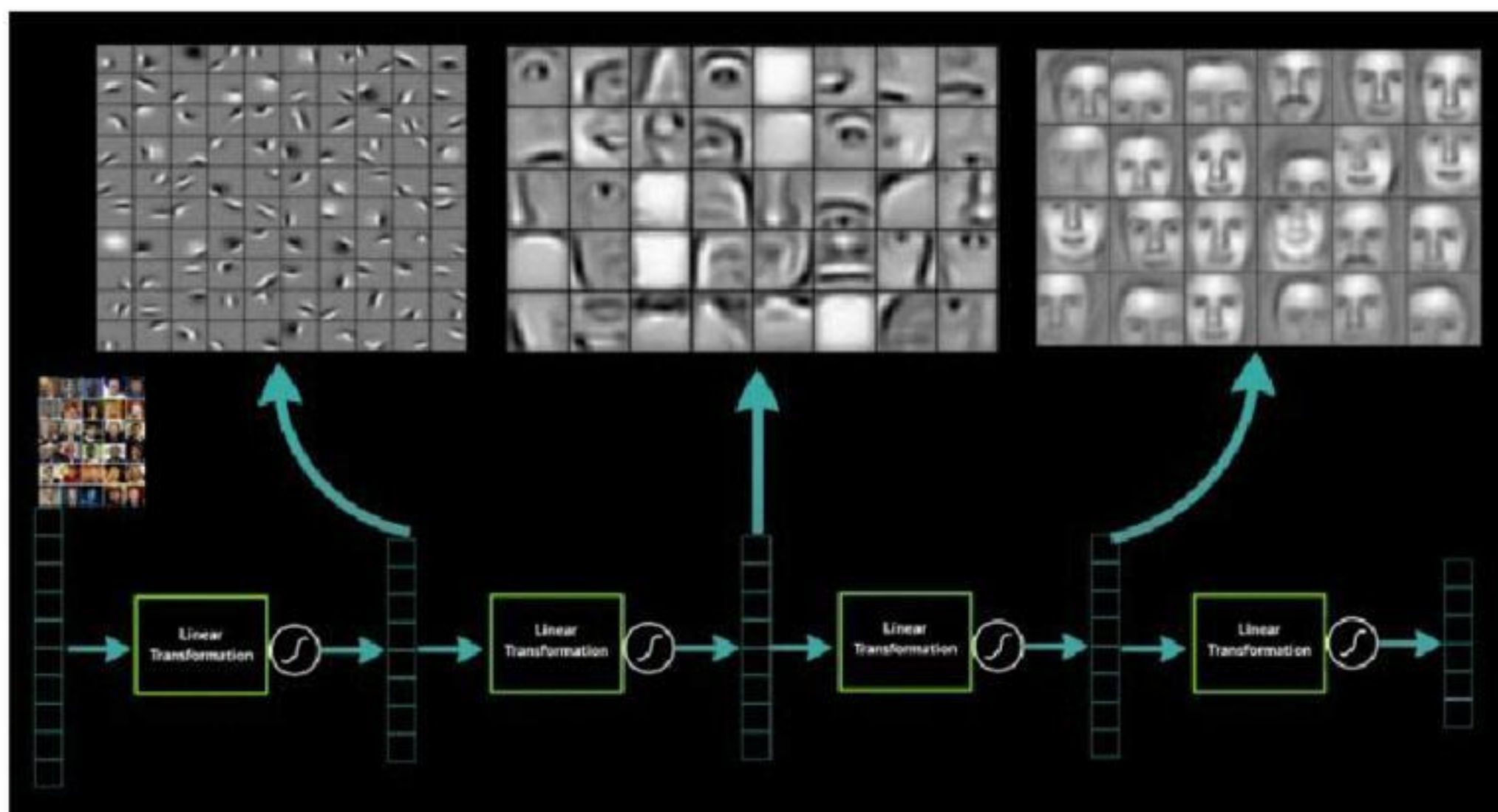


罗恩的选择



总结：深度学习更加成功秘诀

- 将特征工程完全自动化。
- 渐进、逐层地形成越来越复杂的表示。
- 所有层同时趋向全局最优解：每一层的变化都需要同时考虑上下两层的需要。



为什么是现在？

从技术成熟到广泛应用

深度学习用于计算机视觉的两个关键思想，即卷积神经网络和反向传播，在1989年就已经为人们所知。

长短期记忆 LSTM, long short-term memory 算法是深度学习处理时间序列的基础，它在1997年就被开发出来了，而且此后几乎没有发生变化。

为什么深度学习在2012年之后才开始取得成功？这二十年间发生了什么变化？

从技术成熟到广泛应用

深度学习用于计算机视觉的两个关键思想，即卷积神经网络和反向传播，在1989年就已经为人们所知。

长短期记忆 LSTM, long short-term memory 算法是深度学习处理时间序列的基础，它在1997年就被开发出来了，而且此后几乎没有发生变化。

为什么深度学习在2012年之后才开始取得成功？这二十年间发生了什么变化？

总的来说，三种技术力量在推动着机器学习的进步：

- 硬件。
- 数据集和测试基准。
- 算法上的改进。

机器学习是一门工程科学

只有当合适的数据和硬件可用于尝试新想法时（或者将旧想法的规模扩大，**工程实践**往往如此），才可能出现算法上的改进。

- 在 20 世纪 90 年代和 21 世纪前十年，真正的**瓶颈**在于数据和硬件。
 - 算法没有可以实践的条件

机器学习是一门工程科学

只有当合适的数据和硬件可用于尝试新想法时（或者将旧想法的规模扩大，**工程实践**往往如此），才可能出现算法上的改进。

- 在 20 世纪 90 年代和 21 世纪前十年，真正的瓶颈在于数据和硬件。
 - 算法没有可以实践的条件

但在这段时间内发生了下面这些事情

- **互联网**高速发展
- 针对游戏市场的需求开发出了**高性能图形芯片**。

数据，硬件

年代	数据规模	内存	每秒浮点运算
1970	100 (鸢尾花卉)	1 KB	100 KF (Intel 8080)
1980	1 K (波士顿房价)	100 KB	1 MF (Intel 80186)
1990	10 K (光学字符识别)	10 MB	10 MF (Intel 80486)
2000	10 M (网页)	100 MB	1 GF (Intel Core)
2010	10 G (广告)	1 GB	1 TF (Nvidia C2050)
2020	1 T (社交网络)	100 GB	1 PF (Nvidia DGX-2)

硬件

从 1990 年到 2010 年，非定制 CPU 的速度提高了约 5000 倍。

硬件

从 1990 年到 2010 年，非定制 CPU 的速度提高了约 5000 倍。

在 20 世纪前十年里，NVIDIA 和 AMD 等公司投资数十亿美元来开发快速的大规模并行芯片（图形处理器，**GPU**），以便为越来越逼真的视频游戏提供图形显示支持。

硬件

从 1990 年到 2010 年，非定制 CPU 的速度提高了约 5000 倍。

在 20 世纪前十年里，NVIDIA 和 AMD 等公司投资数十亿美元来开发快速的大规模并行芯片（图形处理器，**GPU**），以便为越来越逼真的视频游戏提供图形显示支持。

2007 年，NVIDIA 推出了 CUDA，作为其 GPU 系列的编程接口。

- 游戏中实时渲染复杂的 3D 场景需要大量的并行化矩阵计算。
- 非常巧合，深度神经网络也需要大量的并行化矩阵计算。

硬件

从 1990 年到 2010 年，非定制 CPU 的速度提高了约 5000 倍。

在 20 世纪前十年里，NVIDIA 和 AMD 等公司投资数十亿美元来开发快速的大规模并行芯片（**图形处理器，GPU**），以便为越来越逼真的视频游戏提供图形显示支持。

2007 年，NVIDIA 推出了 CUDA，作为其 GPU 系列的编程接口。

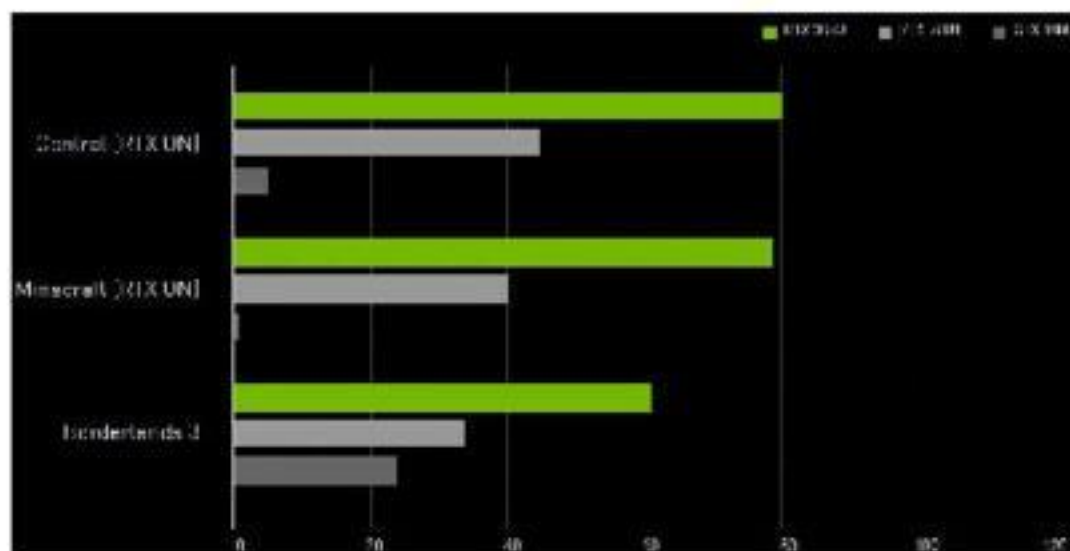
- 游戏中实时渲染复杂的 3D 场景需要大量的**并行化矩阵计算**。
- 非常巧合，深度神经网络也需要大量的**并行化矩阵计算**。
- 同样巧合，加密货币计算也需要大量的**并行化矩阵计算**。

游戏玩家的力量

游戏市场推动了人工智能应用必需的超级计算能力

NVIDIA 专业显卡比一台现代笔记本电脑的速度要快几百倍。

与此同时，大公司还在包含数百个 GPU 的集群上训练深度学习模型，这种类型的 GPU 是专门针对深度学习的需求开发的。

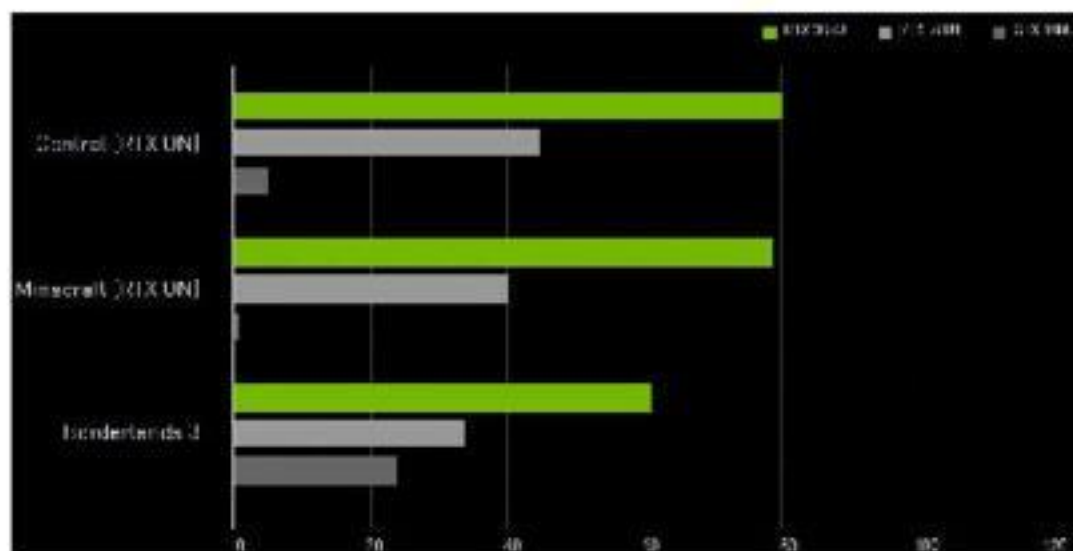


游戏玩家的力量

游戏市场推动了人工智能应用必需的超级计算能力

NVIDIA 专业显卡比一台现代笔记本电脑的速度要快几百倍。

与此同时，大公司还在包含数百个 GPU 的集群上训练深度学习模型，这种类型的 GPU 是专门针对深度学习的需求开发的。



2016 年，Google 展示的张量处理器 **TPU** 比最好的 GPU 还要快 10 倍。

数据

人工智能有时被称为新的工业革命。

- 如果深度学习是这场革命的蒸汽机，那么数据就是煤炭，即**驱动智能机器的原材料**，没有煤炭一切皆不可能。

数据

人工智能有时被称为新的工业革命。

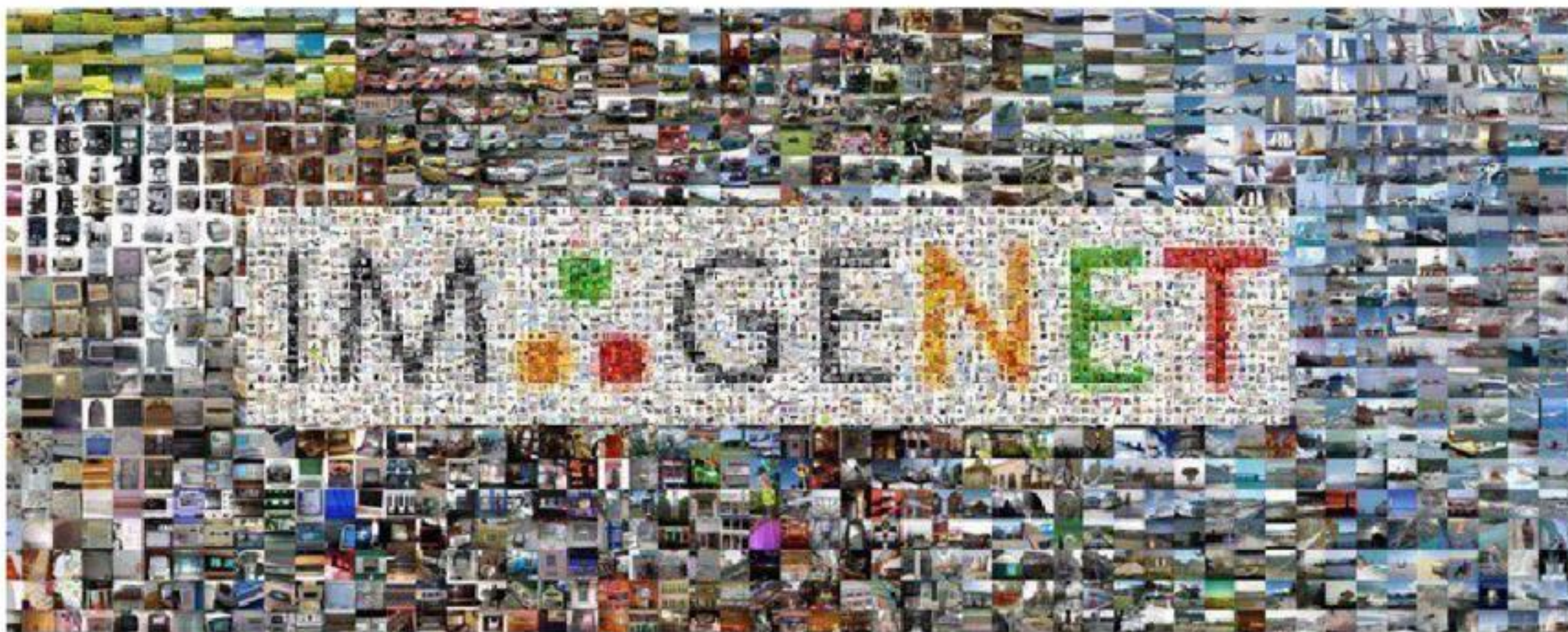
- 如果深度学习是这场革命的蒸汽机，那么数据就是煤炭，即**驱动智能机器的原材料**，没有煤炭一切皆不可能。

就数据而言，除了过去 20 年里存储硬件的指数级增长（遵循摩尔定律）

- 最大的变革来自于**互联网**的兴起，它使得收集与分发用于机器学习的超大型数据集变得可行。

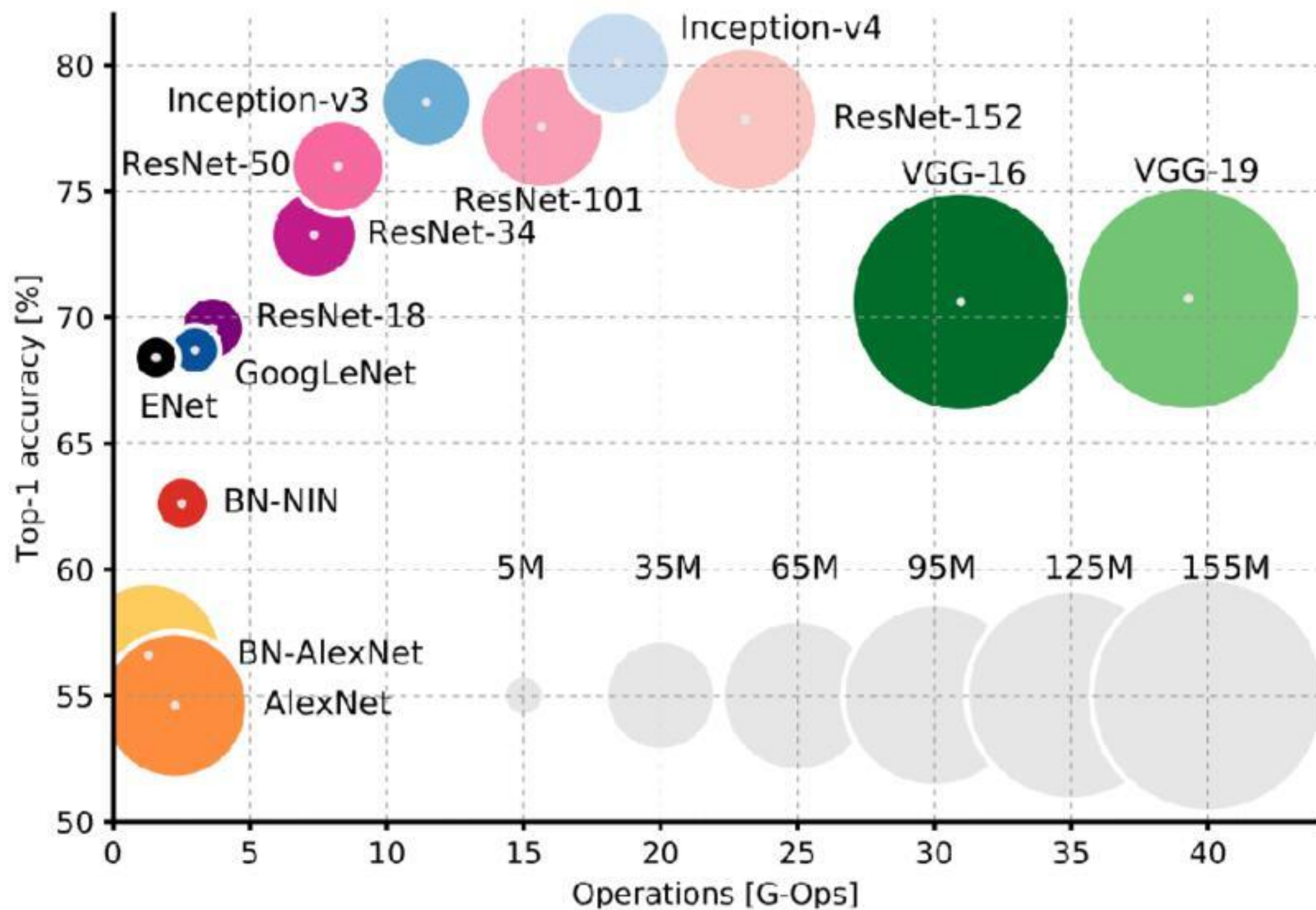
测试基准

深度学习兴起的催化剂：ImageNet 数据集。



ImageNet 的特殊之处不仅在于数量之大，还在于与它相关的年度竞赛：ILSVRC。

复杂度-精度



新的投资热潮

“机器学习这一具有变革意义的核心技术将促使我们**重新思考做所有事情的方式**。我们用心将其应用于所有产品，无论是搜索、广告、YouTube 还是 Google Play。我们尚处于早期阶段，但你将会看到我们系统性地将机器学习应用于所有这些领域。”

– Google 首席执行官 Sundar Pichai

深度学习的大众化

技术层面

- 在早期，从事深度学习需要精通 C++ 和 CUDA，只有少数人才能掌握。
- TensorFlow, PyTorch 等**用户友好型框架**使深度学习变得像搭积木一样简单。

深度学习的大众化

技术层面

- 在早期，从事深度学习需要精通 C++ 和 CUDA，只有少数人才能掌握。
- TensorFlow, PyTorch 等**用户友好型框架**使深度学习变得像搭积木一样简单。

教育层面

- 我国正在试图在初等教育中推广人工智能和Python编程课程。
- 从2020年起大量高校开设人工智能学院或专业。

这种趋势会持续吗？

深度神经网络是否只是难以持续的昙花一现？

- 短期前所未见的资金投入：投资带来就业岗位
- 但到目前为止，这些资金很少能够转化为改变世界的产品和流程。

这种趋势会持续吗？

深度神经网络是否只是难以持续的昙花一现？

- 短期前所未见的资金投入：投资带来就业岗位
- 但到目前为止，这些资金很少能够转化为改变世界的产品和流程。

波士顿动力

- 2020年6月，机器狗Spot开始向公众开放，售价7.5万美元。



投资驱动的必要性

训练一个大型模型需要多大开销？（以训练 BERT-large 模型为例）

- 16 Cloud TPUs = $16 * 4.5 = 72$ USD / hour
- 一天花费 = $72 * 24 = 1,728$ USD
- 4天花费 = $1,728 \text{ USD} * 4 = 6,912$ USD

投资驱动的必要性

训练一个大型模型需要多大开销？（以训练 BERT-large 模型为例）

- $16 \text{ Cloud TPU} = 16 * 4.5 = 72 \text{ USD / hour}$
- 一天花费 $= 72 * 24 = 1,728 \text{ USD}$
- 4天花费 $= 1,728 \text{ USD} * 4 = 6,912 \text{ USD}$

注意：以上开销计算对前提是一次训练成功！

- GPT-3 训练一次的费用是460万美元
 - 总训练成本大概1200万美元
- ChatGPT 每天的运行成本约10万美元

投资驱动的反噬

七年三次易主，估值仅剩三分之一

- 波士顿动力（1992年从MIT拆分出来，军用）
- 谷歌（2014年，30 亿美元，研究）
- 软银（2017年，商业化）

投资驱动的反噬

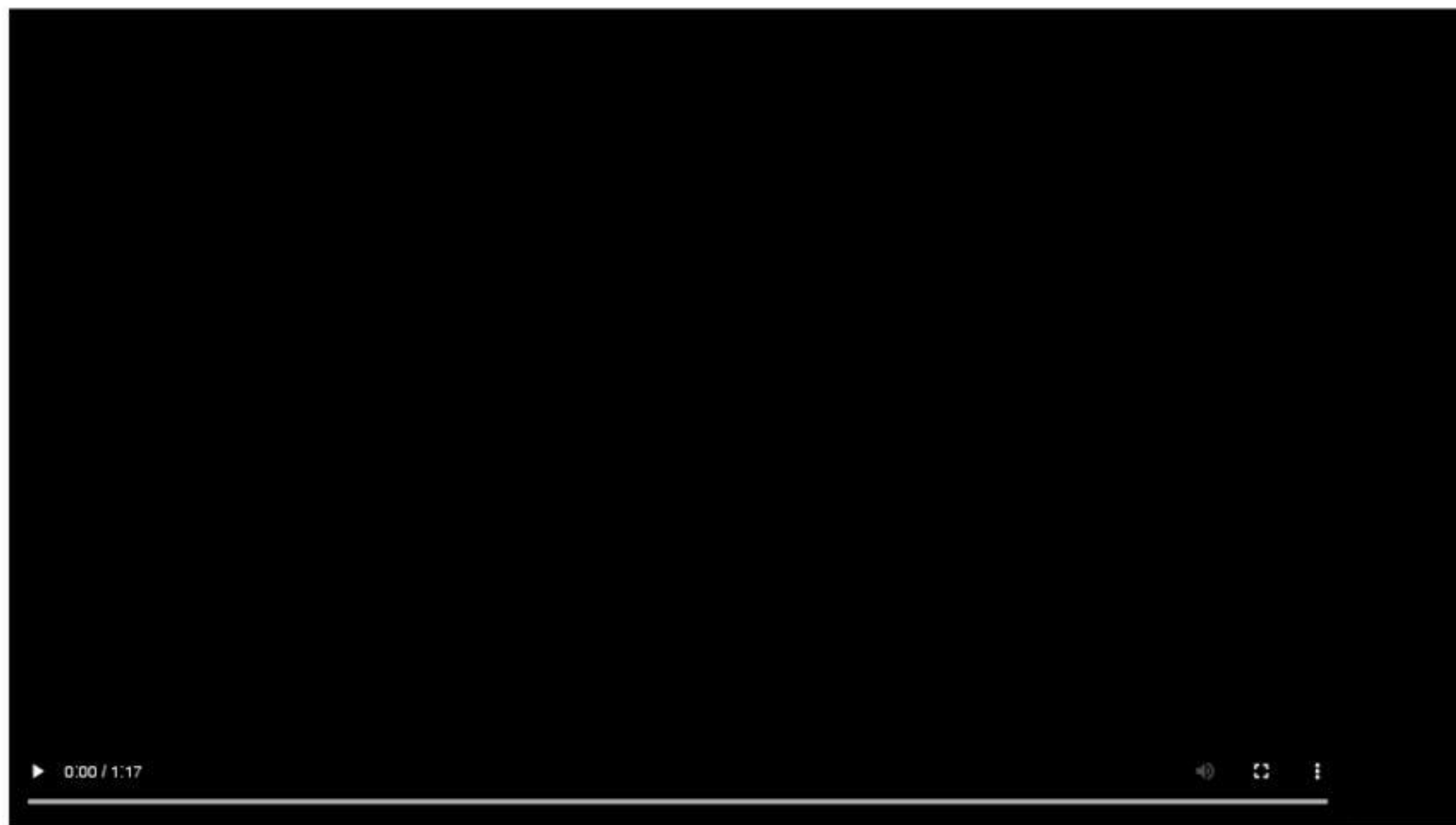
七年三次易主，估值仅剩三分之一

- 波士顿动力（1992年从MIT拆分出来，军用）
- 谷歌（2014年，30 亿美元，研究）
- 软银（2017年，商业化）
- 现代（2022年，11 亿美元，娱乐？？？）



现代狗团

狗子易主狗团献舞：<https://www.bilibili.com/s/video/BV1m44y1i7oT>



不要相信短期炒作

警惕把达到人类水平的通用智能 **human-level general intelligence** 的讨论。

- 在短期内期望过高的风险是，一旦技术上没有实现，那么研究投资将会停止，而这会导致在很长一段时间内进展缓慢。

不要相信短期炒作

警惕把达到人类水平的通用智能 **human-level general intelligence** 的讨论。

- 在短期内期望过高的风险是，一旦技术上没有实现，那么研究投资将会停止，而这会导致在很长一段时间内进展缓慢。

两次人工智能冬天 **AI winter**：

- 20 世纪 60 年代的符号主义人工智能
- 20 世纪 80 年代的符号主义人工智能——专家系统 **expert system**

不要相信短期炒作

警惕把达到人类水平的通用智能 **human-level general intelligence** 的讨论。

- 在短期内期望过高的风险是，一旦技术上没有实现，那么研究投资将会停止，而这会导致在很长一段时间内进展缓慢。

两次人工智能冬天 **AI winter**：

- 20 世纪 60 年代的符号主义人工智能
- 20 世纪 80 年代的符号主义人工智能——**专家系统 expert system**

目前可能在炒作与失望的第三次循环，而且很多人过于乐观。

- 最好的做法是降低短期期望，确保对这一技术领域不太了解的人能够清楚地知道深度学习能做什么、不能做什么。

展望未来

不要怀疑：人工智能的时代即将到来。

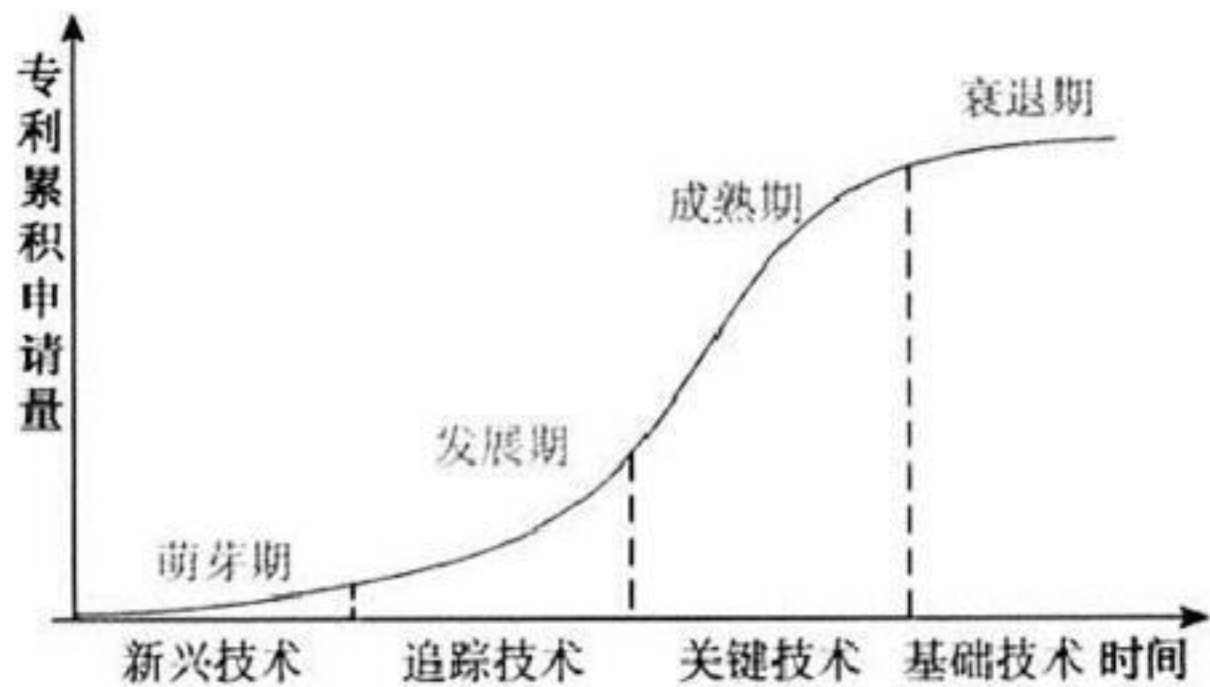
- 人工智能最终将应用到社会 and 日常生活的所有方面，正如之前的**互联网**一样。
- 20 年后我们可能不再使用神经网络，但我们那时所使用的工具都是直接来自于**现代深度学习**及其核心概念。

展望未来

不要怀疑：人工智能的时代即将到来。

- 人工智能最终将应用到社会 and 日常生活的所有方面，正如之前的**互联网**一样。
- 20 年后我们可能不再使用神经网络，但我们那时所使用的工具都是直接来自于**现代深度学习**及其核心概念。

在一次科学革命之后，科学发展的速度通常会遵循一条 **S 形曲线**：首先是一个快速发展时期，接着随着研究人员受到严重限制而逐渐稳定下来，然后进一步的改进又逐渐增多。深度学习仍然处于这条 S 形曲线的前半部分，在未来几年将会取得更多进展。



Review

本章内容

1. 机器学习概论
2. 机器学习基本流程
3. 机器学习简史
4. 深度学习兴起与原因

重点： 机器学习基本概念； 机器学习历史阶段。

难点： 机器学习编程范式； 机器学习算法流程。

学习目标

1. 理解基本概念：人工智能，学习，机器学习，深度学习
2. 理解机器学习编程范式和机器学习算法流程
3. 了解机器学习相关学科的历史发展过程，相关技术的更新迭代过程
4. 理解深度学习兴起的技术前提（硬件、数据、算法）和有望长盛不衰的决定因素（简单、可扩展、可复用、可迁移）

问题

1. 简述基本概念：人工智能，学习，机器学习，深度学习。
2. 简述机器学习的编程范式，及其与经典编程范式的区别。
3. 简述机器学习的算法流程。
4. 简述深度学习兴起的技术前提，及这些前提条件是如何达成的。

概念

人工智能

将通常由人类完成的智力任务自动化。

学习

数据观点：寻找对目标任务而言最佳数据表示的自动搜索过程。

函数观点：寻找逼近目标任务的最佳显函数的自动搜索过程。

机器学习

在预先定义好的假设空间中，利用反馈信号的指引来自动寻找一个最优的显函数。

- 这个函数能够将输入数据映射为解决目标任务的最佳数据表示。

深度学习

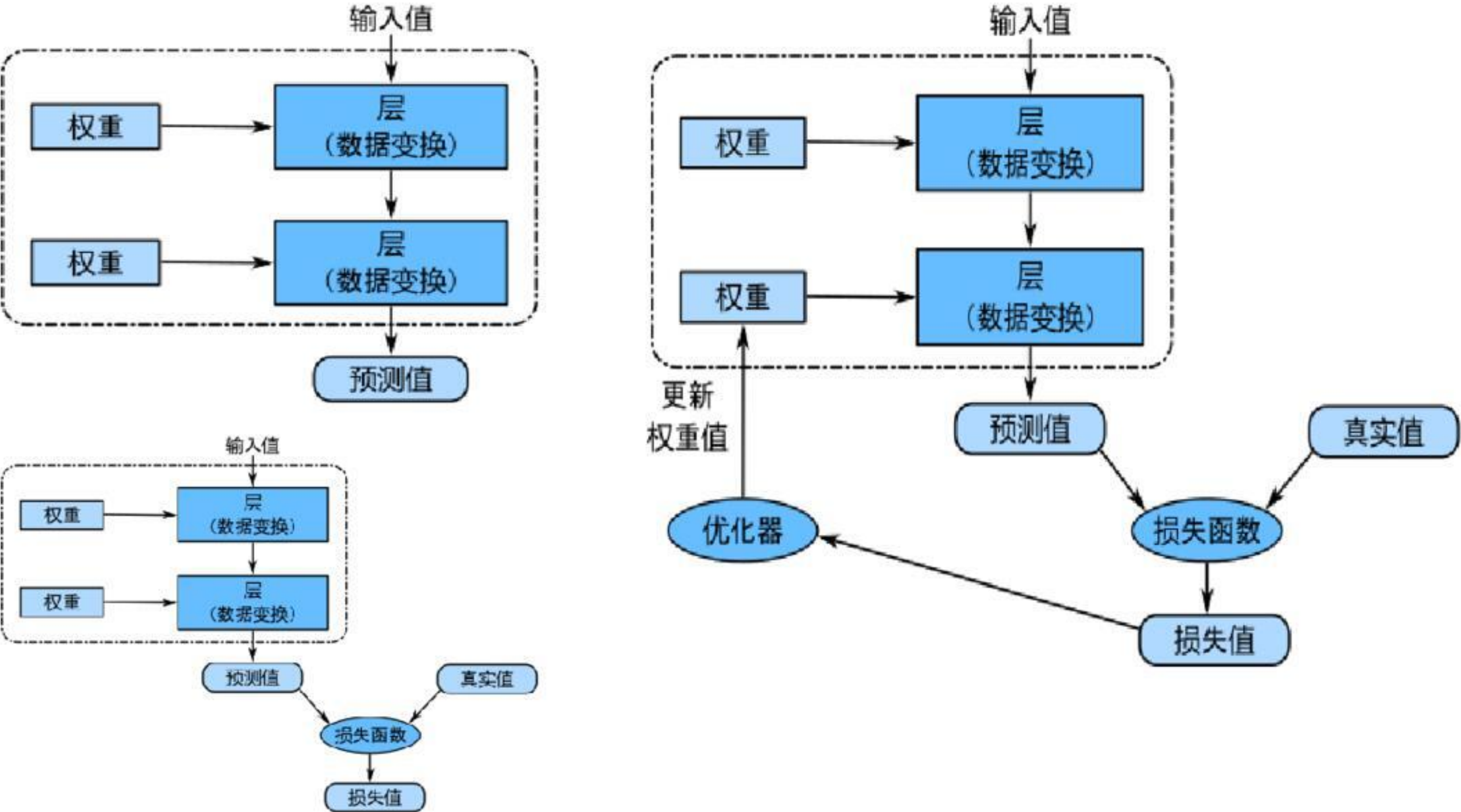
学习最佳数据表示的多层方法；其中层是数据处理单元。

理解机器学习的编程范式



注意：机器学习系统（即模型）是训练出来的，而不是人为编写出来的。

理解深度学习的算法流程



机器学习方法

浅层方法（了解）

- 概率建模：常用于基准。
 - 朴素贝叶斯、logistic 回归
- 核方法：理论完美，人工特征工程。
 - 支持向量机 (SVM)
- 图算法：简单、有效，适用于非感知数据。
 - 决策树、随机森林与梯度提升机（错题本）

深度学习的基本特征

- 将特征工程完全自动化。
- 渐进、逐层地形成越来越复杂的表示。
- 所有层同时趋向全局最优解。

深度学习的现在与未来

三种技术力量

- 硬件。
- 数据集和基准。
- 算法上的改进。

深度学习有希望能长盛不衰的几个性质

- 简单：不需要特征工程，易于使用的库。
- 可扩展：高度并行，小批量数据迭代训练。
- 可复用：可用于连续在线学习，
- 可迁移：可以迁移训练好的模型。

深度学习具有技术革命的基本特征

- 现阶段主要得益于在资源和人力上的指数式投资。
- 未来很光明，尽管短期期望有些过于乐观。

