



人工智能与自然灾害预防

作者：费利克斯·达尔夫（DARVE Félix），格勒诺布尔理工学院名誉教授，格勒诺布尔阿尔卑斯大学 3SR 实验室（岩土材料、固体力学、结构及风险实验室）



封面图片：白色机器人，创作 © Alex Knight, CC0 许可协议，图片来源：Pexels

对于人类而言，人工智能代表着一场深刻的革命，其意义之重大，堪比 8500 年前农业的发现。然而，究竟何为人工智能？它如何运作？为何能堪称一场革命？它如何融入人类的演化历程？人工智能算法，正如我们的大脑一样，为何能如此高效？人工智能是否具备创造力？意识又以何种形式在人工智能中显现？何为大型语言模型和基础模型？本文旨在探讨这些问题，同时还将讨论一个快速发展的应用领域：自然灾害防治，特别是重力作用引发的灾害（如山体滑坡、泥石流、落石和雪崩）。

目录

1. 什么是人工智能?	3
1.2 学习与数据中心	3
1.3. 连接链路的权重是如何确定的?	5
2. 人工智能是如何工作的?	5
2.1. 深度学习	5
2.2. 机器学习	6
3. 人工智能为何如此高效?	7
3.1. 神经网络的多尺度几何结构	7
3.2. 网络描述的不变性特性	8
4. 历史视角	8
4.1. 解析解与数值解的时代	9
4.2. 无方程之法如何实现?	10
5. 人工智能的局限性	11
5.1. 数据压缩能力	11
5.2. 对初始条件的敏感性	12
6. 迈向有意识的非生命物体?	13
7. 人工智能的两大类别及其应用	15
8. 自然灾害	16
9. 总结	19
参考文献与注释	19

1.什么是人工智能？

1.1 神经网络

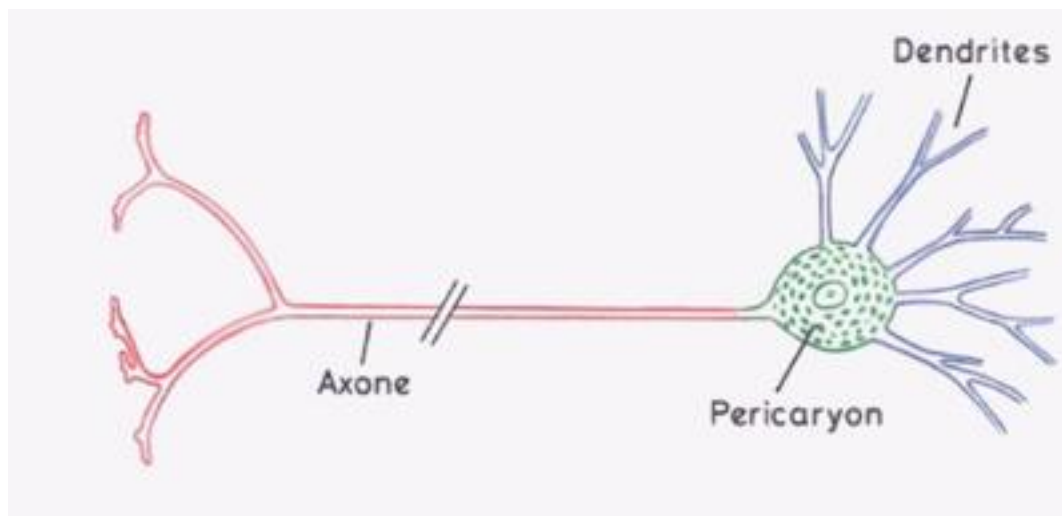


图 1. 生物神经元示意图。树突承载由“输入数据”所定义的信息，这些信息在细胞核（核周体）处进行整合，随后传递至与“输出”相关联的轴突。该输出本身又作为新的输入，连接到其他神经元。[图片来源：INDURA，奥弗涅-罗讷-阿尔卑斯大区区域集群，特此致谢]

人工智能在 20 世纪 50 年代的起点，是希望利用数字算法复刻人脑中的生物神经元及其交互过程。人脑拥有约 1000 亿个神经元，每个神经元由汇聚于胞体的众多树突（约 1000 个）和从胞体伸出的唯一纤维——轴突构成（图 1）。树突与轴突承载着传递信息的微电信号。这些传入的信息由胞体整合为一条全新的、统一的信息，并通过轴突向外传递。在人脑中，尽管神经元胞体分属于不同脑区及神经中枢，它们彼此之间却有着广泛的互联。来自不同感官的外部信息（视觉、听觉、嗅觉、触觉、味觉）抵达大脑后，被整合汇聚成一个单一且可能复杂的反应，例如，我感觉到了雨滴，所以需要撑开雨伞。

1.2 学习与数据中心

然而，若没有教育与学习的塑造，人脑将无从谈起。正是学习，使其得以积累经验、构建认知，并至少在经验所及的范围内（“我学过英语，所以能看懂英文，但换成德语就不行了”），对遇到的问题做出恰当的反应。

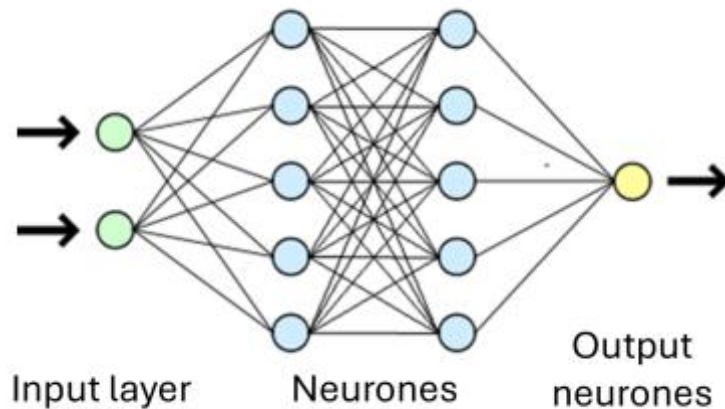


图 2. 神经网络结构示意图。负责整合输入数据的节点按垂直层排列。这些节点之间通过连接链路相互关联，每条链路都被赋予由学习过程确定的权重。某一链路的权重越大，在输入与输出之间的映射关系中，该链路所承载的信息就会被视为越重要。[图片来源：INDURA，奥弗涅-罗讷-阿尔卑斯大区区域集群，特此致谢]

人工智能通过算法模拟人脑的两个核心要素：一个具有拓扑（几何）结构的网络，该网络包含输入与输出，并能从与已知响应相关联的数据集中进行学习。图 2 展示了一个由节点构成的几何示意图，这些节点按层排列，并通过连接链路相互关联。输入节点从外部收集信息（数据或“大数据”），而一旦学习完成，输出节点则会针对输入所提出的问题给出答案。这便是人工神经网络的拓扑表示，由算法进行转译。

那么，网络是如何学习的？本质上是依靠与连接节点的链路相关联的权重。某一链路在形成答案的过程中越重要，被赋予的权重就越大。

这些权重是如何确定的？婴儿、儿童、青少年通过经验或学习提供的众多情境进行学习，同时也通过反复试错来找到应对这些情境的正确方法（“为了完成拼图，我学会了必须确保拼图片完美契合，并且可以通过观察正面的图案来帮助自己”）。同理，神经网络将通过一组提供给它的数据及其对应的已知答案进行学习。这些输入与输出的数据集合构成了存储在数据心里的大数据。显然，数据库越大，人工智能学到的知识就越丰富、越精准。这便是为何会竞相建设日益庞大的数据中心，以收集支撑人工智能具备“生成性”（创造性、预测性）所需的数

千亿个数据点。需要指出的是，这些数据中心消耗着巨量的电能，并产生同样巨大的热量，但它们对于人工智能各大主要应用领域而言却是不可或缺的。

1.3. 连接链路的权重是如何确定的？

权重的确定主要依靠数值方法，即由算法构成的方法——算法是为计算机能够理解而编写的一系列指令。具体采用的是所谓的“逆向梯度”方法。函数的梯度是其导数的广义形式，在几何学中代表函数所对应曲线的斜率。

基于大量已知输入与输出案例，我们从输出端反向推导，通过为链路分配权重来反推输入。当数据库中所有已知的“输入+输出”案例，经过数值计算专家比对重新计算的数据与提供的原始数据后，认为计算精度已达到要求时，即认定代码完成了学习——这便是训练过程。此后，向人工智能代码输入新数据时，其提供的输出结果将非常出色（通常远超智人大脑所能给出的答案）——前提是数据库足够庞大且准确（无偏差），同时节点数量也达到足够的规模。由此可见，网络架构与学习过程两者都必须具备合理性。

2. 人工智能是如何工作的？

在人工智能发展的早期（直至 20 世纪 90 年代），由于实现的节点（约数十个）和连接链路数量有限，人工智能技术表现不尽如人意：它不过是众多插值方法中的一种。输入数据后，若在数据范围内提出问题，确实能得到不错的答案。但在数学插值方法领域，这并无太多新意。

2.1. 深度学习

当连接链路数量增至数百万时（这被称为深度学习），一切都发生了改变。如今，ChatGPT 显然拥有万亿级的连接链路，一切改变源于人工智能展现出人脑的一项卓越能力：创造力。首个向国际科学界证明这一点的试验是围棋。众所周知，计算机击败国际象棋世界冠军仅仅是因为其记忆容量远超人脑。而围棋则性质不同，它需要制定策略。这已不再是简单的记忆问题，因为围棋的可能走法数量与宇宙中的原子数量(10^{80} ，即 1 后面跟 80 个零)处于同一量级。由 Deep Mind（谷歌旗下公司）开发的 ALPHAGO 代码，学习了大部分已知棋局，并进行了数十万次自我对弈。当 ALPHAGO 与围棋世界冠军对垒时，令人惊讶的是，该

代码竟展现出从未被教授过、也为人类所未知的独创策略。这便是深度学习的成功，即向极大量节点的跨越。如今，生成式人工智能每天都在证明其能够创作文本、诗歌、绘画、音乐等，甚至能证明数学定理。

2.2. 机器学习

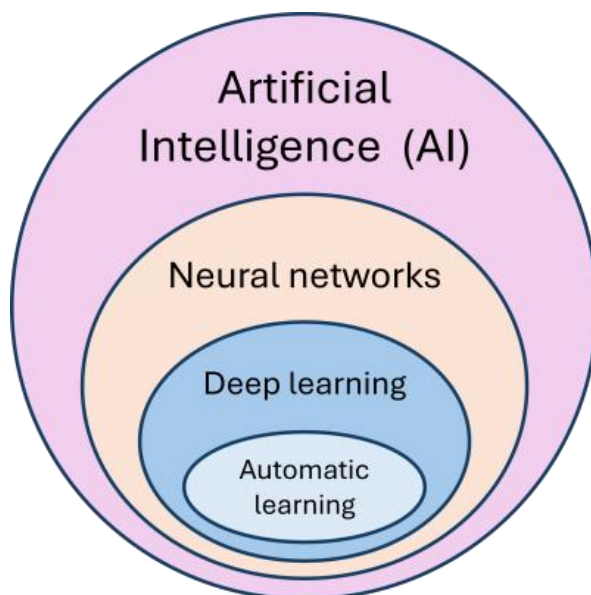


图 3. 人工智能包含多种方法，神经网络是其中之一。若网络由极大量节点构成，便可进行深度学习，而这一过程可通过机器学习实现自动化 [图片来源：EEnv 制图]。

此外，在人工智能发展初期，需要手动输入已知数据库中的输入和输出数据。显然，这是一个极其漫长繁琐的过程。决定性的一步飞跃在于，人工智能代码能够自行构建数据库——或从现有知识库（百科全书、词典、互联网等）中检索，或通过执行必要的数值计算来构建。这被称为机器学习。显然，这也为引入具有可怕后果的偏见敞开了大门。从种族主义或性别歧视的数据库中进行学习，产生的代码本质上将带有种族主义或性别歧视的回应。但同样类型的偏见也存在于人类后代的教育中（如希特勒时期的学校），或通过阴谋论对我们成年人脑的塑造中。

请记住，人工智能基于网络的拓扑定义，其链路由权重赋值，并通过从尽可能庞大（从上千案例到数百万案例）且尽可能避免偏见的输入输出数据集进行学习来确定。然而，该方法本身并不能揭示答案是“如何”得出的：它在设计上就是

一个“黑箱”——正如我们的大脑一样（图 3）。

3. 人工智能为何如此高效？

这个问题之于人工智能，正如它之于我们的大脑一样，都是一个深刻未解之谜，也正是我们最杰出的数学家们致力于探索的领域。目前主要有两种解释思路。

3.1. 神经网络的多尺度几何结构

我们感知到的自然界，本质上始终是多尺度的。以沙子为例（图 4）。一粒沙通常由二氧化硅构成，在纳米尺度上是多晶集合体。沙粒本身代表微观尺度。十几粒沙在细观尺度上会组织成链状或环状结构。数十亿粒沙在宏观尺度上可形成沙堆，而最终的海滩则代表了巨观尺度。这种多尺度结构的一个基本特性是：沙堆的特性与沙粒的特性完全无关。这是自然界最基本的特性之一：通过尺度的变化涌现出新的特征。



图 4. 自然界多尺度结构示例。以沙子为例，可区分出四个递进的尺度：沙粒（微观尺度）、若干有组织的沙粒（细观尺度）、沙堆（宏观尺度）与沙丘（巨观尺度）[图片来源：EEnv 制图]。

事实上，在神经网络的几何结构中，输入层由海量数据构成，对应于极高维度和极大尺度。随着我们逐层向下，维度和尺度不断降低，直至到达维度为 1、尺度为 1 的输出神经元。因此，生物或人工神经网络的拓扑（几何）结构似乎折射出了自然界的一个主要特性：具有涌现特性的多尺度特征。

3.2. 网络描述的不变性特性

神经网络的第二个特性是描述不变性的能力，即系统在表征或描述过程中保持不变的那些属性。

以桌子为例（图 5）。我们向网络展示成千上万张桌子的图像，之后即使给它看一张全新的桌子图像，无论这张桌子在空间中的位置如何，网络都能识别出来。这是因为桌子在平移和旋转下具有不变性（即当桌子在空间中移动时，其本质属性不变）。神经网络可能通过将某些链路的权重降至可忽略不计（甚至可移除），成功地将这种不变性纳入考量，从而无论桌子在空间中的位置如何，都能将其识别。而数学告诉我们，所有的不变性都与某个对称群相关联。当我们照镜子时，我们的脸保持不变，但看到的镜像却是真实面孔相对于镜面的对称影像。量子世界中的基本粒子在很大程度上也是由对称群所决定的。例如，“超弦理论”（认为每个粒子对应一根在十三维空间中振动的超弦）就遵循“超对称”原理。由此可见，神经网络似乎能够像现实世界一样，将对称群纳入考量。

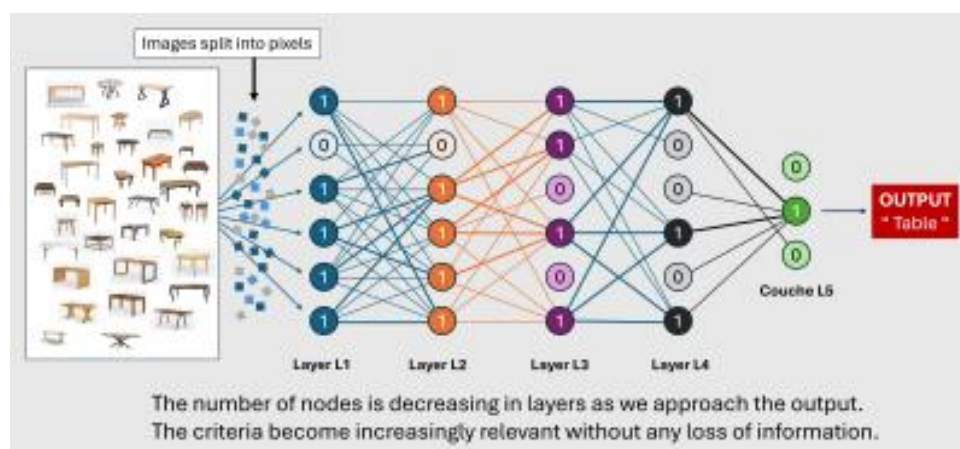


图 5. 人工智能通过大量在空间中具有不变性的桌子图像，学习“桌子”这一物体。之后，即使呈现给人工智能代码一张前所未见的桌子图像，代码也能识别出这是一张桌子。[图片来源：EEnv 制图]

通过以上两个视角，我们发现神经网络似乎与自然界共享两个主要特性：多尺度本质以及受对称群支配的规律。这是否正是神经网络在与我们这个宇宙中的自然界互动时，能够展现出惊人认知能力的原因所在呢？

4. 历史视角

另一个问题自然浮现：为何人工智能对人类而言，是一场堪比发现火与农业的颠覆性革命？

4.1. 解析解与数值解的时代

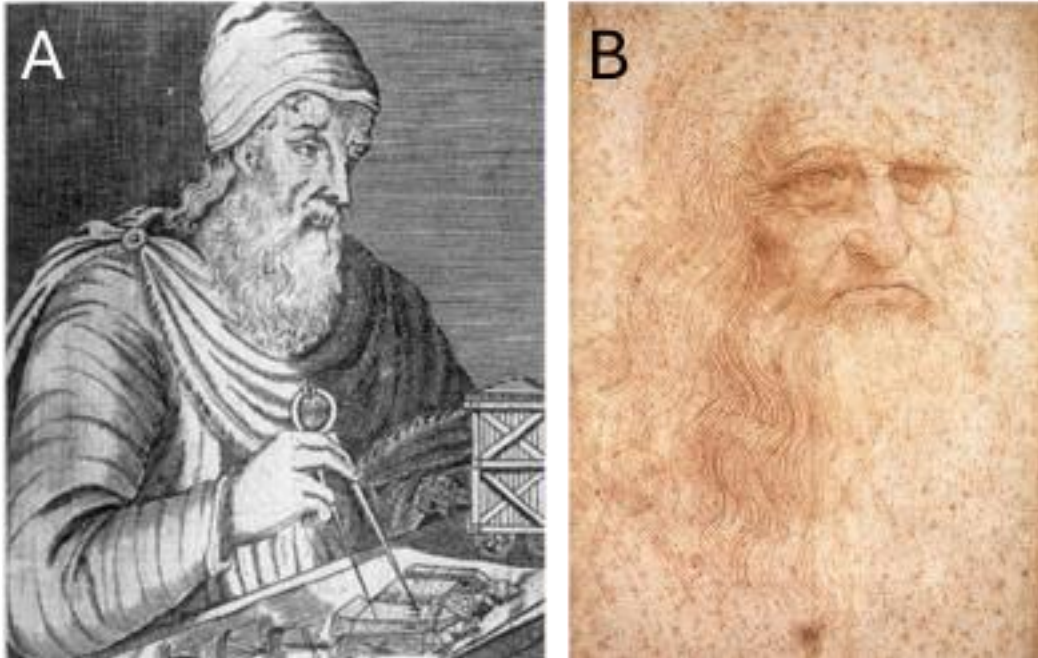


图 6. A. 希腊科学家阿基米德正使用最早的测量仪器工作，并在最早的科学著作中阐述他的思想 [图片来源：公共领域，via Wikimedia Commons]；B. 意大利文艺复兴时期科学思想的首批重大成就，彼时基于实验和自然现象数学表述的科学方法，由列奥纳多·达·芬奇、伽利略等先驱开创。图为达·芬奇自画像。[图片来源：公共领域，via Wikimedia Commons]

为回答这一问题，让我们回溯自法老时代和希腊时期科学思想起源以来的科学演进历程。

从这些起源直至 20 世纪 60 年代，经由意大利文艺复兴等阶段的缓慢演进，催生了所谓的"线性"物理学。在这一框架下，现象由相当简单的方程描述，并可通过函数求得解析解^[1]。这些函数对自然现象的描述存在一定程度的近似。能够以这种显式形式求解的描述现实世界的方程寥寥无几。然而，这一简约的科学体系却为人类带来了一场巨大的革命：19 世纪末的工业革命。建筑与机器大量涌现。从这数百年的科学试错中，我们或许能汲取的最重要教训是：自然界拥有一

种语言，而这种语言正是由我们所能理解的数学构成的。

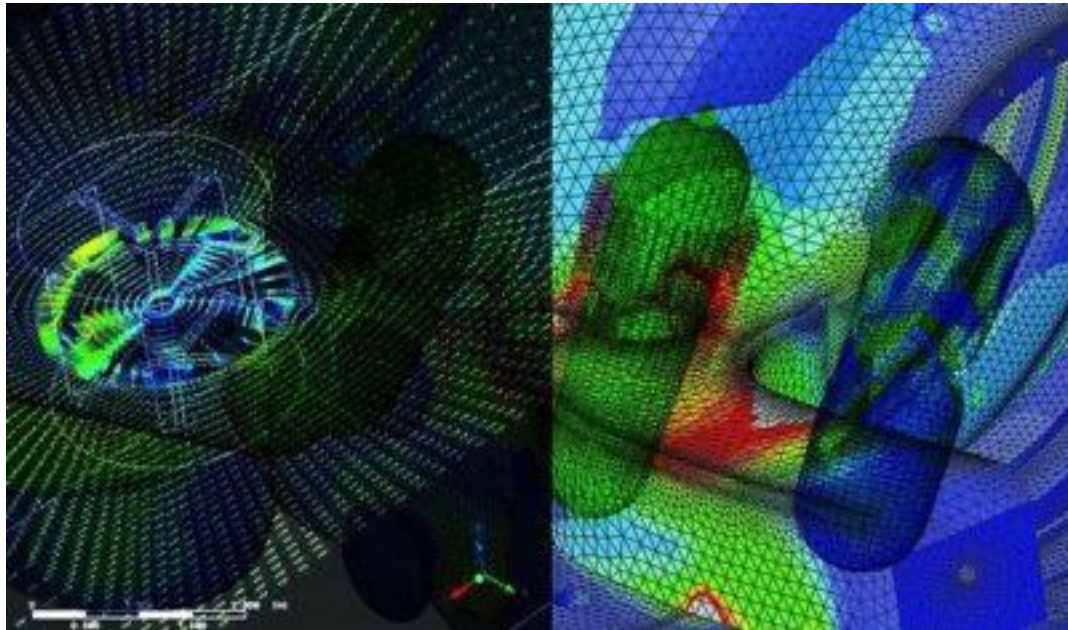


图 7. 使用称为"有限元"的数值方法计算机械结构。计算得出结构上每一点材料（此处为金属）所受的力及其变形情况。这使得金属部件的尺寸设计能达到极高精度，甚至可计算至其承受极限应力而断裂的程度[图片来源：INDURA，奥弗涅-罗讷-阿尔卑斯大区区域集群，特此致谢]。

自 20 世纪 60 年代起，计算机的问世与数值方法的发展，标志着科学思想演进的一次显著飞跃。如今可以说，任何"适定"的数学方程组均可通过数值方法求解。数字革命由此推动了"非线性"物理学的理解，带来了巨大进步^[2]。更大胆的建筑（如建于巴黎道路、高速公路与铁路网络之上的拉德芳斯拱门大厦等）与极其复杂的机器（如空客等）（图 7）得以诞生，并彻底改变了我们的日常生活。

4.2. 无方程之法如何实现？

然而，我们遇到的大多数问题无法用一个方程组来形式化表达。以水文学的一个简单为例。我们利用约百个传感器（雨量计）测量整个德拉克河流域的降雨量，并希望得知格勒诺布尔市入口处"卡塔涅"桥下德拉克河的水位（图 8）。试图建立一个将 100 个雨量计测量值与卡塔涅桥下水位的方程组是不可想象的。相反，对于人工智能而言，这个问题却异常简单。我们将过去 30 年间 100 个传感器的输入值及与之对应的卡塔涅桥下实测水位值输入神经网络。网络将通过计算其连

接链路的权重，来刻画这些输入与输出之间的关系。如今，基于雨量计的实时数据，人工智能便能以极高的精度告诉我们桥下水位的高度。

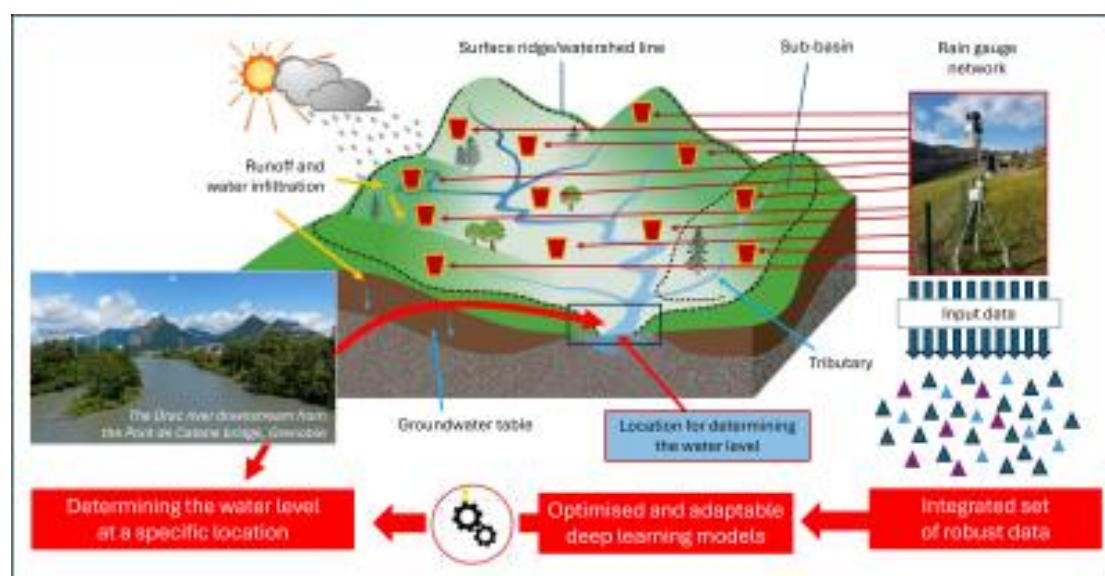


图 8. 水文学中人工智能解决非方程建模问题的一个示例：根据流域内的降雨水平，确定流域出口处河道某点的水位（在洪水定量预报中的应用）[图片来源：EEnv 制图]。

请记住，人工智能不需要方程，但如有必要，它也能极好地求解任何方程组，并且它可以应用于任何可学习的问题。说到底，也就是人类可能遇到的任何问题。实际上，自人类在地球上开启征程以来，正是通过经验与实验（以数学方式建模），我们才构建起如今得以高度精密方式传授的全部知识。因此，人工智能技术的应用领域极为广阔：如今它已涉及人类活动的整个范围。当前的例子包括自动驾驶汽车、医疗诊断、视觉与面部识别、机器翻译、DNA 分析等等。更广泛而言，通用图书馆（如谷歌）正日益被由大型语言模型（LLM，如 ChatGPT、Gemini、Claude 等）和所谓“生成式”人工智能驱动的通用专业知识库所取代。称其“生成式”，是因为在人类心智产生过文学、艺术、科学、技术乃至数学（如今人工智能已能证明定理）等几乎所有领域，它都能以其自身的创造力参与其中。

5. 人工智能的局限性

人工智能的能力确实非凡，但在以下两个方面仍存在局限，本节将对此展开讨论。

5.1. 数据压缩能力

第一个局限与结构松散的问题有关，这类问题所关联的数据库以"杂乱"的形式呈现，无法对其进行压缩。数据"压缩"在数学意义上是指用少量数据替代大量数据而无显著信息丢失的操作。当我们沿着神经网络向输出层推进时，实际上是在逐步压缩数据，直至抵达解决方案。这类似于我们大脑阅读文本时的运作：我们不会逐字细读每个字母来理解句子含义，每个单词中几个被认为关键的字便足以把握句意（有时也会因此导致误读，迫使我们回溯重读！）。如果数据无法被压缩，也就无法被学习。近期的一个数学定理证明了可压缩性与可学习性之间的等价关系。

需要强调的是，数据必须因其内在结构而具备可压缩性，才能作为学习的基础。我们的大脑同样受此局限：无法学习缺乏组织的知识体系。我们的教科书和课堂笔记都按章、节、段等结构组织，否则我们将一无所获，因为大脑无法压缩这些数据，也就无法进行学习。

5.2. 对初始条件的敏感性



图 9. 台球碰撞时，由于对初始条件的敏感性，会产生无确定性渐近解的混沌状态 [图片来源：Chaos 1 Movement and determinism: Panta Rhein, <https://www.chaos-math.org/fr.html>; 知识共享许可协议]。

第二个局限涉及所谓"对初始条件敏感"的问题。这就是"蝴蝶效应"：巴西一只蝴蝶扇动翅膀，可能在法国格勒诺布尔引发一场风暴——这并非比喻，而是该

命题的严格表述。事实上，自然界为我们提供了许多这类不存在渐近解（即在长时间尺度上有效）的系统的例子。另一个更具体的例子是台球的轨迹（图9）。击球角度的最微小偏差，在经过球台边界的若干次（可能多次）反弹后，将导致碰触台边位置的变化，从而引起方向的剧烈改变，永久性地改变球的轨迹。对于这类数学上无法证明存在单一渐近解（实际上也根本不存在）的问题，人工智能最多只能提供概率性的解答。因此，天气预报永远无法成为一门可长期精确预测的科学：通常认为确定性预测的极限约为十天左右，但人工智能能够提供超过这一时限的概率性指示。

由此可见，对于那些数学分析表明超过特定时间尺度后便不存在单一解的问题，人工智能也只能提供概率性的解答。

6. 迈向有意识的非生命物体？

这是一个如今被迫切提出的问题：在本世纪末预计出现的数十亿机器人中，我们是否会目睹有意识机器人的诞生？要清晰回答这个问题，我们首先需要对“意识”有一个共识性的定义，而目前尚无这样的定义。

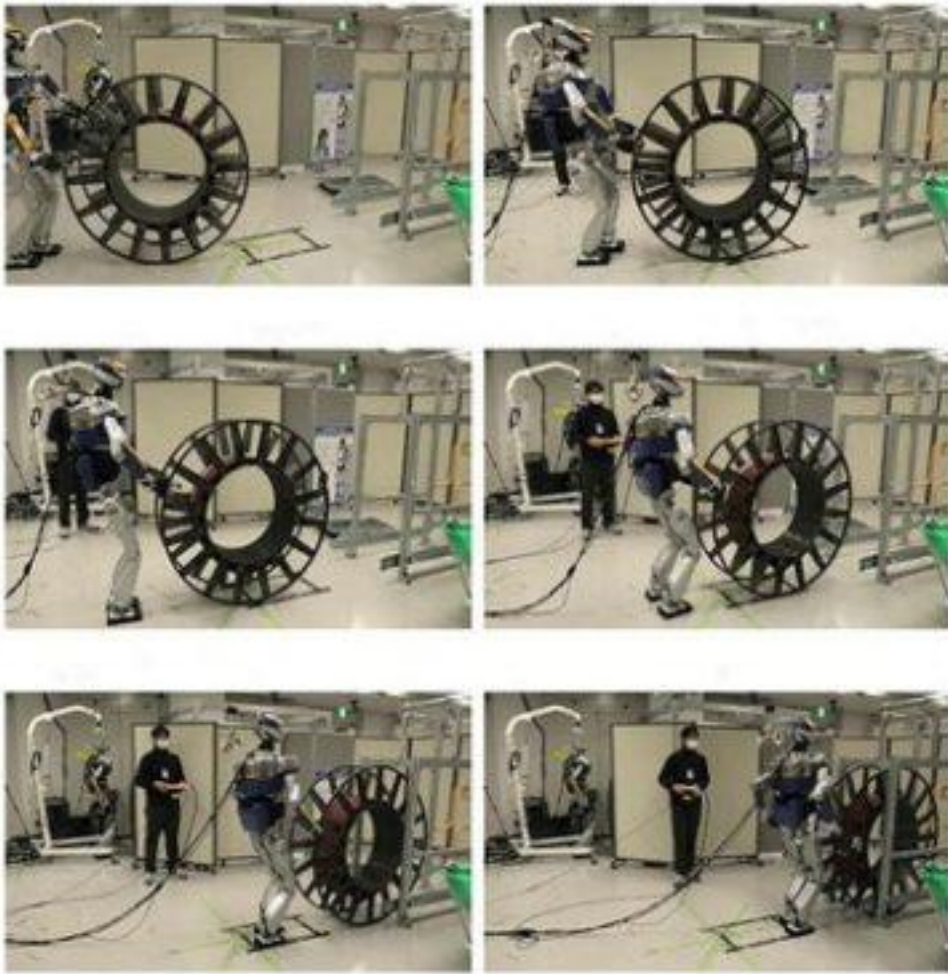


图 10. 一个能够感知环境的机器人示例：它通过将重达 130 公斤的线圈在地面上滚动存入储物柜。[图片来源：© Chappellet 等人 结合快速密集 3D 跟踪与宽角度深度图像 SLAM 的仿人机器人定位操作技术。IEEE 自动化科学与工程汇刊, 2024]

可以说，许多人认同将意识区分为三个层次。第一层是所谓的初级意识，对应于可报告性，即进行描述的能力。例如，我身处一个报告厅。如果我回家后能够描述我所参加的这场会议，那么我们就可以说，我对演讲者的存在及其报告内容是有意识的。现有的机器人已经达到了这一意识层次，它们完全能够总结会议内容、报告被提出的问题，甚至自己提出问题（图 10）。

第二层次可称为全局意识，它使我们能够整合来自不同来源的多样化刺激。我们的大脑确实拥有这样一位总指挥，它能纵观与不同刺激相关联的各个神经网络，并能够优先处理某一输入而暂缓其他。因此，在上述的会议室里，如果我听到外面传来一声巨响，我将不再聆听演讲者，而是试图辨别这声音的来源和含义。

这一层次的意识，或许在非学术实验室中已经实现。

最后是第三层次，即现象意识。这与主观意识相关，关乎我们对影响自身的事件和现象所拥有的、内在的情感体验。目前这一层次很可能还无法企及，但许多研究者认为，在未来十年内，我们将与拥有完全意识的机器人进行互动。如今，机器人的面部已经能够表达多种主观感受，并解读人类脸上可能复杂的情绪。

显然，这些发展前景既充满吸引力（日本医院里的孩子们喜爱他们的机器人，机器人或许也会受到老年人的欢迎），也令人不寒而栗的是，因为按照通常衡量智力的标准和测试，机器人的智力将远胜于我们。人类会变成无所作为的“旁观者”，我们能将维护、发展等任务都交给机器人吗？

7. 人工智能的两大类别及其应用

人工智能主要分为两大类：“监督式”人工智能和“无监督式”人工智能。这两大类别对应着人工智能技术的两个主要应用领域，下面我们将对它们进行区分。

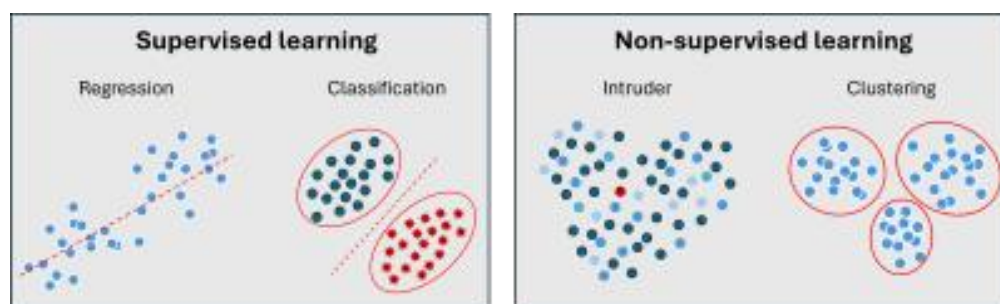


图 11. 通过监督学习（左图），人工智能能够定义给定数值之间的平均超曲面（回归分析），或确定区分蓝色与红色两类不同物体的超曲面（分类问题）。通过无监督学习（右图），人工智能可以在蓝色物体集合中发现未知的红色异常（异常检测），或揭示数据集中的未知结构（聚类分析）[图片来源：EEnv 制图]。

监督式人工智能（图 11）涉及在已知且定义清晰的数据框架内寻找答案。例如，自动驾驶汽车（图 12）行驶在道路、高速公路和小径构成的网络上，这些路线已被完全掌握，并受严格定义的交通规则约束。其他例子还包括边境口岸的人脸识别、新分子发现等。所有机器人（图 11）、智能机器人和工具均属于这一类别，大语言模型（如 ChatGPT、Gemini、Claude 等）也是如此。另一

个例子是基础模型，它汇集了特定领域的所有人类知识，目前正因数千亿美元的投资而快速发展。



图 12. 监督式人工智能示例：谷歌开发的无需方向盘和踏板的自动驾驶汽车。该汽车能够实时适应不断更新的道路环境（免版权图片）。

无监督式人工智能（图 11）则与特征未预先定义的研究相关联。例如，在通过扫描或核磁共振获得的图像中搜寻可能存在的癌细胞。无监督式人工智能主要涉及大型数据库的处理和开发利用。如今，机械或物理化学传感器因其坚固、廉价且节能而被广泛使用。由于数量庞大，且通常长期部署在固定位置，这些传感器提供了海量的数据点。人工智能软件能够检测到内部结构或临界点的存在（例如结构中出现人眼可能无法察觉的裂缝）。在这一领域，同样有一些应用非常受欢迎，例如打击腐败或各类贩运活动，而另一些应用则更具争议性，例如个性化营销。

8. 自然灾害



图 13. 2019 年 12 月，莱梅忏悔者岩柱群（法国东南部普罗旺斯-阿尔卑斯-蓝色海岸大区）发生的一次壮观落石事件 [图片来源：ONF-RTM, DR]。

重力引发的自然灾害，如滑坡、泥石流、落石、雪崩等，因其涉及材料的复杂性而难以分析、预测和防治。土壤、岩石和雪通常由多相物质构成（固体颗粒或块体、水、空气），它们之间以复杂的方式相互作用。土粒或岩屑、岩石块体（图 13 的落石事件及图 14 的滑坡事件即为实例）以及雪花都具有随时间变化的复杂外形。沙子可以像流体一样从指间流走，在海滩上又表现出固体的特性，让人可以自如行走——流沙区除外！这些棘手难题推动了日益强大的数值模型的发展，并促成了所谓边坡、悬崖等的“数字孪生”技术的实施，该技术需要持续用现场实测数据进行更新。



图 14. 尚邦坝湖（法国伊泽尔省）上方的滑坡。该滑坡自 2015 年 4 月以来一直处于活动状态，涉及 80 万立方米的易碎页岩 [图片来源：转载自《滑坡》，EEnv]。

计量学领域的革命催生了新型传感器家族，它们成本低廉、经久耐用、能耗低，可大量部署于需要监测的区域（如滑坡体、不稳定岩崖等）或需要控制其性状的结构物（如大坝、堤防、核电站、重大土木工程等）。这些传感器能够测量长度变化（引伸测量）、角度变化（测斜测量）、水压力（孔隙水压力测量）、局部位移（利用全球定位系统 GPS）或整体位移（利用摄影测量）。它们还可以采用地表激光扫描技术（光探测与测距，即 LiDAR）或雷达技术（干涉合成孔径雷达，即 InSAR）。对于堤防等大型线性结构，则采用光纤传感技术。

由此产生了源自时间序列和或空间序列的庞大数据集。这就必须运用智能技术来开发利用这些数据库，以检测开裂、断裂、沉降、渗漏的关键点，分析潜在的失稳机制，甚至从长远角度提出加固或需采取的其他措施的建议。实际上，当

今唯一的棘手之处在于机器学习阶段，该阶段不能仅仅依赖实际发生并经过仪器监测的滑坡或落石案例。

因此，我们不得不借助上述数字孪生进行的数值计算来补充这些数据库。数字孪生是一个在自然结构物（边坡、悬崖等）整个生命周期内经过精心校准的数值模型，人工智能可以将其计算结果与传感器提供的实测数据进行比对，从而为分析自然系统的行为提供准确、量化且丰富的信息。由此实现了建筑物的"智能维护"或自然结构的"智能监测"。

9. 总结

- 人工智能建立在两大基石之上：其一是人工神经网络的构建，其二是通过网络对数据库中以输入和输出形式组织的已知案例进行学习。
- 在此基础上，人工智能能够解决数据库范围内任何可被学习的问题。
- 人工智能的局限性一方面源于无法压缩的模糊数据库，另一方面涉及那些不存在渐近解的问题。
- 人工智能可分为监督式（应用于机器人等领域）与无监督式（应用于数据集中关键值搜索等领域）两大类。
- 关于非生命物体能否拥有意识的问题，既开启了引人入胜的前景，也带来了令人不安的可能。
- 以自然灾害防治为例，该领域与人工智能算法技术高度契合，是理想的应用场景。

参考文献与注释

[1] 方程的显式求解通常仅限于存在数学方法的线性方程。仅有少数非线性方程能够获得解析解。

[2] 德拉克河在格勒诺布尔附近汇入伊泽尔河，而伊泽尔河则在更下游、位于法国南部的瓦朗斯附近注入罗讷河。