



Views & Comments

从智能科学到智能制造

Lihui Wang

KTH Royal Institute of Technology, Stockholm 10044, Sweden

1. 引言

智能制造的目标是利用集成信息技术（IT）和人工智能（AI），将先进的计算能力与制造设备相结合，在本地或全球建立灵活、适应性强的制造业务。智能制造依赖于及时获取、分发和利用制造车间[1]甚至整个产品生命周期内机器和流程的实时数据。有效的信息共享可以提高生产质量、可靠性、资源效率和报废产品的可回收性。基于数字化的智能制造也旨在更具可持续性，并为未来的工厂做出贡献。然而，智能制造广泛依赖于人工智能。为了更好地掌握智能制造的未来，有必要了解人工智能。笔者从智能科学到智能制造，提出了对人工智能的看法。

2. 人工智能的简史

人工智能是智能科学的一个分支。智能科学领域大致涵盖两个领域：自然智能和人工智能。自然智能是发现生命系统智能行为的科学，而人工智能是制造智能软件和系统的科学和工程。这两个研究领域在过去的几十年相互促进。自然智能的发展为人工神经网络（ANN）、遗传算法（GAS）和蚁群优化（ACO）等的人工智能研究奠定了坚实的基础，而先进的人工智能工具有助于加速自然智能的发现[2]。由于人工智能的历史相对较短，该领域的研究仍然活跃，有前景，并且还有待进一步发现，如在制造业的背景下。

在讨论智能制造之前，有必要简要回顾一下人工

智能的历史，如图1所示。人工智能的历史可以追溯到20世纪40年代初。第一个人工智能是伊利诺伊大学的沃伦·麦卡洛克和沃尔特·皮兹创造的二元人工神经网络模型[3]。尽管他们的模型只考虑了二元状态（即每个神经元的开/关），但该模型在20世纪80年代末却是快速人工神经网络研究的基础。在1950年，英国数学家阿兰·图灵提出了著名的“图灵测试”[4]来确定机器是否能思考。“图灵测试”是通过计算机通信进行的，由一个考官、一个人和一台机器（即计算机）在单独的房间中进行。考官可以问任何问题。如果考官无法根据答案区分机器人和人，则机器通过测试。1951年，普林斯顿大学的两名研究生马文·明斯基和迪恩·艾德蒙兹建造了第一台用于模拟40个神经网络的神经元计算机[5]。

人工智能开发的一个重要里程碑是第一次人工智能研讨会[6]，该研讨会于1956年由约翰·麦卡锡在达特茅斯学院举行。这个研讨会标志着人工智能历史上“黑暗时代”的结束和“人工智能崛起”的开始。麦卡锡提出的“人工智能”一词在当时就得到了认可，并沿用至今。麦卡锡后来搬到麻省理工学院。1958年，他定义了第一种人工智能语言LISP，该语言至今仍在使用。该领域最雄心勃勃的项目之一是通用解题程序（GPS）[7]，由艾伦·纽厄尔和卡内基梅隆大学的赫伯特·西蒙于1961年创建。GPS基于形式逻辑，可以生成无数个试图找到解决方案的运营商，但在解决复杂问题方面效率低下。1965年，加州大学伯克利分校的拉特飞·扎德发表了他的著名论文《模糊集》[8]，这是模糊集理论的基础。第一个专家系统DENDRAL [9]于1969年在斯坦福大学开

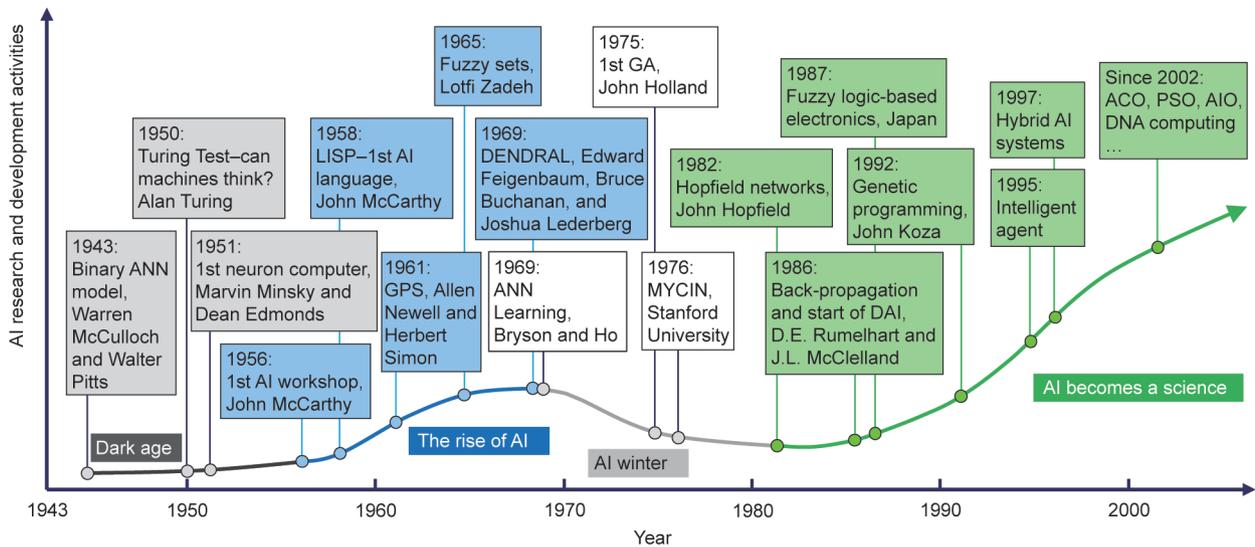


图1. 人工智能的简史。

发，该项目由美国国家航空航天局（NASA）资助，由诺贝尔遗传学奖获得者乔舒亚·莱德伯格领导。然而，由于当时大多数人工智能项目只能处理玩具问题而不是现实世界的问题，所以许多项目在美国、英国和其他几个国家被取消，人工智能研究进入了所谓的“人工智能冬季”。

尽管被削减了资金，但人工智能研究仍在继续。1969年，Bryson和Ho [10]提出了神经网络学习的反向传播基础。此外，第一个遗传算法是由密歇根大学的约翰·霍兰德于1975年提出的，他使用选择、交叉和变异作为遗传算子进行优化[11]。1976年，MYCIN [12]由斯坦福大学丹德拉的同一个研究小组开发。MYCIN系统是一种基于规则的血液疾病诊断专家系统，使用450个if-then规则，被发现比初级医生表现得更好。

30年后，人工智能领域再次开始神经网络的研究。人工智能成为一门科学的新时期始于1982年，当时约翰·霍普菲尔德出版了他的霍普菲尔德网络（Hopfield Networks）[13]，该网络至今仍广受欢迎。1986年，反向传播在它被提出的16年后成为人工神经网络中真正实现的学习算法[14]。它还通过并行分布式处理触发了分布式人工智能（DAI）的启动。经过22年的发展，日本公司于1987年成功地将模糊集理论或模糊逻辑构建到洗碗机和洗衣机中。1992年，John Koza提出遗传编程[15]来操纵代表Lisp程序的符号代码。基于DAI和人工生命的思想，智能代理在20世纪90年代中期逐渐形成。20世纪90年代末，模糊逻辑、ANN和遗传算法（GA）的混合系统开始流行用于解决复杂问题。最近，各种新的人工智能方法应运而生，包括ACO、粒子沼泽优化

（PSO）、人工免疫优化（AIO）和DNA计算。人工智能在未来的潜力（如制造业）仍然无法预测。

第一个流行的AI工具可能是基于AI的国际象棋计算机程序“深蓝”（Deep Blue）[16]，该程序由IBM创造。当世界象棋冠军加里·卡斯帕罗夫在1997年的一场表演赛中与“深蓝”一起比赛时，他以2.5：3.5输给了“深蓝”。另一个早期的例子是2005年的本田ASIMO机器人，它能够爬楼梯。对于机器人在非结构化环境中移动并由人类指挥，它需要具备在运行时自然语言处理、计算机视觉、感知、对象识别、机器学习和运动控制的能力。在2016年，DeepMind的AlphaGo [17]使用云计算、强化学习和蒙特卡罗搜索算法结合深度神经网络进行决策，在五场比赛中有四场击败了世界围棋冠军李世石。它的新版本AlphaGo Zero [18]，通过从头开始的自我学习，在短短三天内就超越了AlphaGo的能力。如今，从下棋到机器人控制，从疾病诊断到飞机自动驾驶仪，从智能设计到智能制造，人工智能技术和系统无处不在。除了图1中总结的人工智能技术外，机器学习和深度学习显示了智能制造的巨大前景。

表1根据是否受监督或无监督、区分性或生成性以及深度学习或非深度学习对典型的机器学习模型进行分类。

3. 人工智能在制造业中的代表性例子

在制造业背景下，智能科学，或者更具体地说，机器学习模型形式的AI，有助于智能制造。图2描绘了人机协作（HRC）的一种场景，其中来自传感器和现场

表1 典型的机器学习模型

Machine learning models	Supervised/ unsupervised/ semi-supervised	Discriminative/ generative	Deep learning/not deep learning
<i>K</i> -means clustering	Unsupervised	Generative	Non-deep learning
<i>K</i> -nearest neighbors	Supervised	Discriminative	Non-deep learning
Support vector machine	Supervised	Discriminative	Non-deep learning
Hidden Markov model	Supervised	Discriminative	Non-deep learning
Random forest	Supervised	Discriminative	Non-deep learning
XGBoost	Supervised	Discriminative	Non-deep learning
Ensemble methods	Supervised	Discriminative	Non-deep learning
Convolutional neural network	Supervised	Discriminative	Deep learning
Recurrent neural network	Supervised	Discriminative	Deep learning
Long short-term memory	Supervised	Discriminative	Deep learning
Naive Bayes	Supervised	Generative	Non-deep learning
Gaussian mixture model	Supervised	Generative	Non-deep learning
Generative adversarial nets	Semi-supervised	Generative	Deep learning

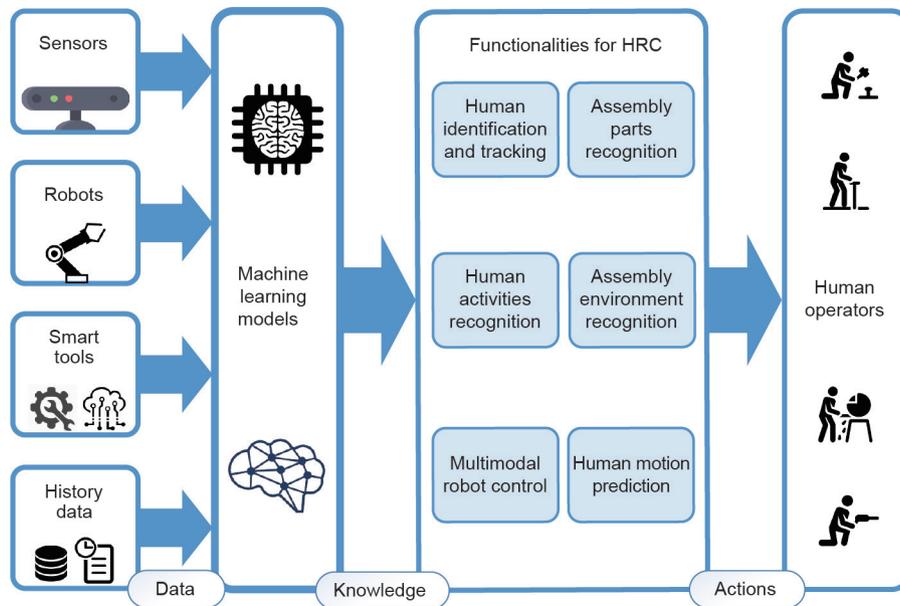


图2. 智能制造中的机器学习。

设备的数据在应用适当的机器学习模型后被转换为知识[19]。使用特定领域的HRC决策模块进一步将知识转化成行动。因此，操作人员可以在沉浸式环境中安全地使用机器人，而机器人可以预测人类接下来会做什么，并根据需要提供现场帮助[20,21]。

脑机器人[22]是利用有经验的人类操作者的脑电波进行自适应机器人控制的另一个例子。不需要遵循数据—知识—动作链，只需通过适当的训练将人类脑电波模式映射到机器人控制命令即可实现脑电波—动作的进展，如图3所示。在这种情况下，使用一个14通道的EMOTIV EPOC⁺设备（EMOTIV，美国）来收集人类的脑电波信号。信号处理后的匹配命令被传递给机器人控制

器进行自适应执行。

4. 机遇与挑战

人工智能和云计算、大数据分析、物联网、移动互联网/5G等最新IT技术的支持，为智能制造提供了众多机遇。这些新技术将促进智能制造中的实时信息共享、知识发现和知情决策，具体如下：

- 物联网为数据收集提供更好的机器和现场设备连接，因此使实时数据收集成为可能。
- 移动互联网/5G使得以超低延迟传输大量数据，实现实时信息共享成为可能。

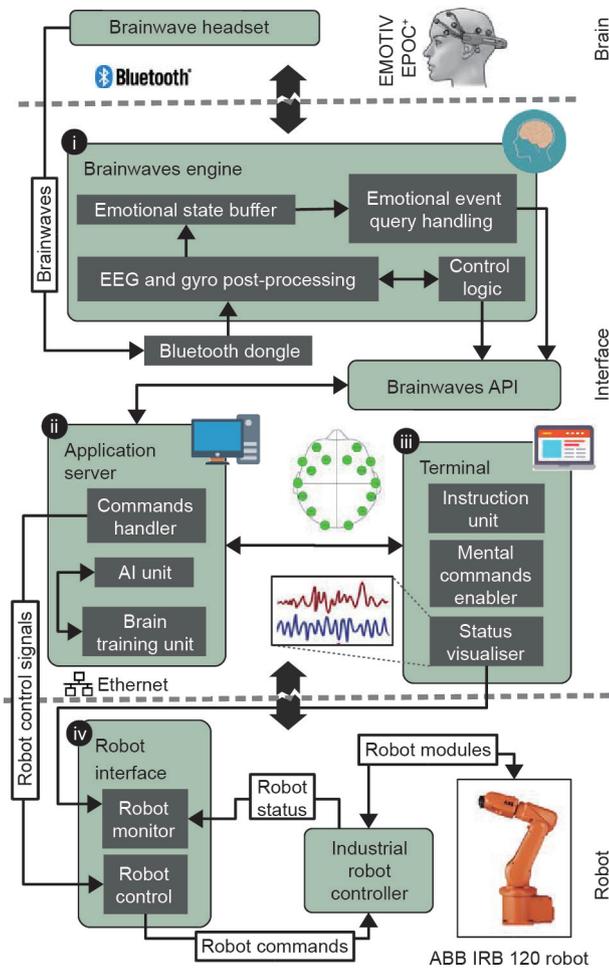


图3. 脑机器人人机协作[22]。

- 云计算提供快速和按需数据的分析；它还有助于储存数据，这些数据可以轻松地与授权用户共享。
- 大数据分析可以揭示数据中隐藏的模式和有意义的信息，从而将数据转化为信息，并进一步将信息转化为知识。

例如，智能制造的新机遇可能包括：①延迟时间短的远程实时监控和控制；②通过机会过程计划和调度进行无缺陷加工；③具有成本效益和安全的资产预测维护；④整体规划和控制复杂的供应链。此外，近期的智能制造将受益于上述不同时间尺度的技术，具体如下：

- 5年内，主要通过物联网和移动互联网实现更好的横向和纵向集成，可以消除自动化岛之间的80%的差距；
- 10年内，主要通过云计算和大数据分析实现经验驱动的制造运营，可能会在先前知识的支持下变成数据驱动；
- 20年内，众多中小型企业（SME）可以通过云计算技术为所有人提供服务，从而在全球市场中获

得竞争优势。

然而，复杂性和不确定性仍将是未来几年制造业面临的主要挑战。人工智能和机器学习可以在很大程度上提供缓解甚至解决这些挑战的机会。例如，可以使用深度学习来更好地理解制造环境，并在制造过程发生之前更准确地预测未来的问题或失败，从而实现无缺陷制造。

安全的HRC是智能和灵活的自动化进程中的另一个挑战，其中包括人工参与。这种协作是有用和必要的，特别是在制造装备操作中，深度学习可以帮助机器人变得足够智能，以帮助人类操作员，同时为人类的绝对安全提供更好的情境意识。

最后，在未来的工厂中实施智能制造之前，网络安全和新的商业模式必须得到充分的重视。

References

- [1] Wang L. Machine availability monitoring and machining process planning towards cloud manufacturing. *CIRP J Manuf Sci Technol* 2013;6(4):263-73.
- [2] Negnevitsky M. Artificial intelligence: a guide to intelligent systems. 2nd ed. Harlow: Addison-Wesley; 2005.
- [3] McCulloch WS, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bull Math Biophys* 1943;5(4):115-33.
- [4] Turing AM. Computing machinery and intelligence. *Mind* 1950;LIX (236):433-60.
- [5] Minsky ML. Theory of neural-analog reinforcement systems and its application to the brain model problem [dissertation]. Princeton: Princeton University; 1954.
- [6] Brook R. The relationship between matter and life. *Nature* 2001;409:409-11.
- [7] Newell A, Simon HA. GPS, a program that simulates human thought. In: Billing H, editor. *Lernende automaten*. München: R. Oldenbourg; 1961. p. 109-24.
- [8] Zadeh LA. Fuzzy sets. *Inf Control* 1965;8(3):338-53.
- [9] Buchanan B, Sutherland G, Feigenbaum EA. HEURISTIC DENDRAL: a program for generating explanatory hypotheses in organic chemistry. In: Meltzer B, Michie D, Swann M, editors. *Machine intelligence 4*. Edinburgh: Edinburgh University Press; 1969. p. 209-54.
- [10] Bryson Jr AE, Ho YC. Applied optimal control: optimization, estimation, and control. Waltham: Blaisdell Publishing Company; 1969.
- [11] Holland JH. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. Ann Arbor: University of Michigan Press; 1975.
- [12] Shortliffe E, editor. Computer-based medical consultations: MYCIN. New York: Elsevier; 1976.
- [13] Hopfield JJ. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc Natl Acad Sci USA* 1982;79(8):2554-8.
- [14] Rumelhart DE, McClelland JL; PDP Research Group. Parallel distributed processing: explorations in the microstructures of cognition. Cambridge: MIT Press; 1986.
- [15] Koza JR. Genetic programming: on the programming of the computers by means of natural selection. Cambridge: MIT Press; 1992.
- [16] Deep Blue [Internet]. Armonk: IBM [cited 2019 Jan 7]. Available from: <https://www.ibm.com/history/ibm100/us/en/icons/deepblue/>.
- [17] AlphaGo Korea [Internet]. London: DeepMind Technologies Limited; c2019 [cited 2019 Jan 7]. Available from: <https://deepmind.com/research/alphago/alphago-korea/>.
- [18] Silver D, Schrittwieser J, Simonyan K, Antonoglou I, Huang A, Guez A, et al. Mastering the game of Go without human knowledge. *Nature* 2017;550 (7676):354-9.
- [19] Liu H, Fang T, Zhou T, Wang L. Towards robust human-robot collaborative manufacturing: multimodal fusion. *IEEE Access* 2018;6:74762-71.
- [20] Liu H, Wang L. Human motion prediction for human-robot collaboration. *J Manuf Syst* 2017;44(Pt 2):287-94.
- [21] Wang P, Liu H, Wang L, Gao RX. Deep learning-based human motion recognition for predictive context-aware human-robot collaboration. *CIRP Ann* 2018;67(1):17-20.
- [22] Mohammed A, Wang L. Brainwaves driven human-robot collaborative assembly. *CIRP Ann* 2018;67(1):13-6.