

Nature重磅发文：深度学习x符号学习，是AGI唯一路径！

哲学园 2025年12月21日 21:02 加拿大

转自：新智元
如涉版权请加编辑微信iwish89联系
哲学园感谢

编辑：KingHZ

【新智元导读】忆往昔，符号AI曾以规则逻辑统领江湖；今朝卷土重来，它携手神经网络，直指AGI！

这几年，大模型多次让人惊艳：聊天像真人、写作像专家、画画像大师，仿佛「万能AI」真的要来了。

但AI领域的权威们已经开始泼下一盆冷水：

只靠「神经网络」，远远不够通往人类级智能。

美国人工智能促进协会（AAAI）向会员发出提问：

未来，计算机能否达到、甚至超越人类智力？

如果可以，单靠当下火爆的神经网络行不行？

绝大多数研究者给出的答案是——不行。

NEWS FEATURE | 25 November 2025

This AI combo could unlock human-level intelligence

Blending 'old-fashioned' logic systems with the neural networks that power large language models is one of the hottest trends in artificial intelligence.

By Nicola Jones

公众号 · 新智元

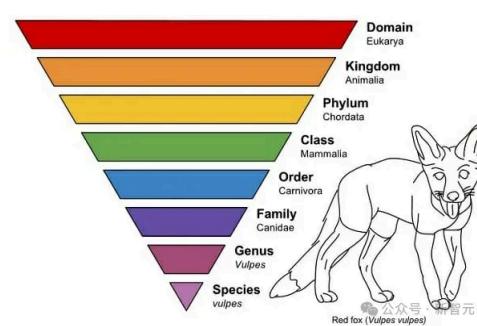
真正的突破，恐怕要靠老牌选手「符号派AI」与神经网络联手登场。



符号AI：起死回生

在历史上，符号派AI曾是主角——它相信，世界可以被规则、逻辑和清晰的概念关系穷尽刻画：

像数学那样精确，像流程图那样可追溯，像生物分类法那样层次分明。



后来，神经网络崛起，用「从数据中学习」的范式席卷整个领域。

大模型与ChatGPT成为这个时代的技术图腾，而符号系统被边缘化，几乎只剩下教科书上的一段历史。

然而，自2021年前后开始，「神经-符号融合」急速升温，被视为打破单一神经网络话语权的一次反扑：

它试图把统计学习与显式推理拼接在一起，不仅为了追逐通用智能这一远目标，更为了在军事、医疗等高风险场景中，提供一种人类仍能「看得懂、追得回去」的智能形态。

目前，已经有一些颇有代表性的神经符号AI系统问世。

比如，DeepMind去年发布的AlphaGeometry，可以稳定解出面向优秀中学生的数学奥林匹克竞赛题。

但要把神经网络和符号主义AI真正融合成通用的「全能AI」，仍然极其棘手。这种系统如此复杂，马里兰大学计算机科学家William Regli感叹道：

其实，你是在设计一个「双头怪物」架构。

苦涩的教训，没有尽头的争论

2019 年，计算机科学家 Richard Sutton公开了短文《苦涩的教训》（The Bitter Lesson）。

他指出，自20世纪 50 年代以来，人们反复假设：

在物理学到社会行为等各个领域，人类总结出世界规则，然后灌输给计算机。

这是制造智能计算机的最佳方法。

Sutton写道，我们要吞下的「苦果」是：利用海量原始数据和扩大的计算能力来撬动「搜索与学习」的系统，一次又一次地战胜了符号方法。

例如，早期的国际象棋计算机依赖人类设计的策略，结果却败给了那些仅仅被喂食了大量对局数据的系统。

神经网络的支持者广泛引用这一教训，用于支持「把系统做得越来越大是通往AGI的最佳路径」这一观点。

但许多研究人员认为，这篇短文言过其实，低估了符号系统在AI中能够且正在发挥的关键作用。

例如，当今最强的国际象棋程序 Stockfish 就将**神经网络**与允许走法的**符号树** (symbolic tree) 结合在了一起。

00:08

神经网络和符号算法各有利弊。

神经网络由多层节点组成，通过加权连接在训练过程中进行调整，以识别模式并从数据中学习。它们**速度快且富有创造力**，但也**注定会编造内容**（即产生幻觉）。而且如果问题超出训练数据范围，它们无法可靠地回答。

符号系统则**难以涵盖**人类语言等「模糊」的概念，因为这涉及构建庞大的规则数据库，且构建**难度大**、**搜索速度慢**。但它们的**运作机制清晰，擅长推理，能利用逻辑将通用知识应用于全新的情境**。

当被应用于现实世界时，缺乏符号知识的神经网络会犯下典型的低级错误。

比如，AI生成的图像可能会画出每只手有六根手指的人，因为它们没有学到「手通常有五根手指」这一**一般概念**（**general concept**）。

一些研究人员将这些错误归咎于缺乏数据或计算能力。

但其他人则认为，这些错误揭示了在泛化知识（**generalize knowledge**）和逻辑推理（**reason logically**）方面，神经网络根本就无能为力。

许多人认为，「神经网络+符号机制」可能是向AI注入逻辑推理的最佳——甚至是唯一——的方法。

例如，全球科技巨头IBM正在押注**神经符号技术**（**neurosymbolic techniques**），将其视为通往AGI的路径。

但其他人对此仍持怀疑态度：现代AI之父之一Yann LeCun曾表示，神经符号方法「不兼容」深度学习机制。

Richard Sutton坚持自己最初的观点，并告诉《自然》杂志：

「苦涩的教训」仍然适用于今天的AI。

Richard Sutton现任阿尔伯塔大学计算机科学教授，获2024年图灵奖；2017年至2023年期间，他曾担任DeepMind杰出研究科学家

他说，这表明「添加符号化的、更多**人工构建**（manually crafted）的元素可能是一个错误」。

Gary Marcus是AI企业家、作家和认知科学家，也是神经符号AI最直言不讳的支持者之一。

他倾向于将这种意见分歧描述为一场哲学之战，并认为战局正朝着有利于他的方向定调。

另一些人，如麻省理工学院的机器人学家**Leslie Kaelbling**则认为，争论哪种观点正确纯属「自讨苦吃」，**人们应该专注于任何行之有效的方法**。

她说：「我就像一只喜鹊（magpie）。只要能让我的机器人变得更好，我会采纳任何方法。」

双头怪兽：取长补短

尽管神经符号AI的核心愿景非常明确——即融合神经网络与符号学派的双重优势，但其具体定义在当下仍显得有些模糊。

Marcus直言，神经符号AI囊括了「一个浩瀚无垠的宇宙」，而我们目前的探索，「不过是沧海一粟」。

业界涌现出多种技术路径，研究者们也尝试从不同维度对其进行归类。

其中，备受推崇的一条主流路径是：利用符号技术来「加持」神经网络。

AlphaGeometry无疑是这一策略中最精妙的集大成者。它的运作机制是：先利用符号编程语言生成海量的数学题（即合成数据集），再用这些数据去训练神经网络。

这种方法不仅让解题过程更易于验证，还确保了极低的错误率。Colelough评价道，这是一种「优雅的融合」。

另一个典型案例是「逻辑张量网络」（Logic Tensor Networks）。

它提供了一种将符号逻辑编码进神经网络的方法。

在这种网络中，陈述不再是非黑即白，而是被赋予一个「模糊真值」（Fuzzy-truth Value）——即介于1（真）与0（假）之间的数值。这就构建了一套规则框架，辅助系

统进行逻辑推理。

另一条广阔的路径则反其道而行之：利用神经网络来「巧解」传统符号算法的难题。

符号知识库往往面临一个棘手痛点：体量过于庞大，导致搜索极其耗时。

以围棋为例，其所有可能走法构成的「搜索树」包含了约 10^{170} 个盘面位置，这是一个无法靠暴力计算来穷尽的天文数字。

而神经网络可以被训练来预测那些「最有胜算」的落子方向，从而大幅修剪需要搜索的「分支」，让系统能以极快的速度锁定最佳走法。

这也正是当年谷歌的**AlphaGo**的制胜法宝——

凭借这一机制，它在举世瞩目的对决中击败了人类围棋冠军。

参考资料：

<https://www.nature.com/articles/d41586-025-03856-1>