

## 理论基础

**联结主义 (Connectionism)：**联结主义假设认知过程可以通过人工神经网络 (ANN) 来解释<sup>①</sup>。现代流行的联结主义方法即**分布式并行处理 (Parallel Distributed Processing, PDP)**，强调神经信息处理的并行性和表征的分布式特性，为认知模拟提供了通用数学框架<sup>② ③</sup>。McClelland等指出，PDP模型“为认知的微观结构提供了串行模型的替代方案”，并可解释宏观认知现象的涌现属性<sup>③</sup>。

**分布式认知 (Distributed Cognition)：**分布式认知认为认知过程不仅发生在个体脑内，还分布于个体间、媒介、环境、文化、社会和时间之中，是一种“包含所有参与认知的事物”的新的分析单元<sup>④</sup>。例如，在团队协作、工具使用或群体决策中，信息表征和推理功能往往跨越人、物和场景，这与联结主义的分布式信息处理观点相辅相成。

**工作记忆模型 (Working Memory)：**工作记忆是指个体在执行复杂任务时对信息的暂时存储与操作能力。Baddeley和Hitch于1974年提出了多成分工作记忆模型，将原先的“短期记忆”拆分为多个模块，而非单一整体<sup>⑤</sup>。这一模型包含中央执行 (Central Executive) 和若干从属系统 (如语音循环、视觉空间写生板等)，中央执行负责信息筛选和注意分配。中央执行具备**聚焦注意、过滤无关信息、抑制不恰当行为并在任务间切换**等功能<sup>⑥</sup>。研究表明，工作记忆容量有限且受注意力控制影响，因此认知系统必须智能地分配和更新工作记忆资源以支持并行任务<sup>⑥</sup>。

**注意力与认知控制：**认知控制 (Executive Control) 是指人类大脑在处理多任务和冲突信息时对注意力资源的调节机制。在经典模型中，Norman和Shallice提出了**监督注意系统 (supervisory attentional system)**，强调在新颖或复杂情境下由中央执行角色来抑制自动反应、重新分配注意力。注意力控制使系统能够在并行信息流中筛选相关信息并忽略干扰，这与人工智能中注意力机制的初衷一致。例如，大规模预训练模型 (LLM) 中的**Transformer自注意力 (self-attention)**，通过并行计算输入中所有位置间的依赖关系，实现对关键信息的动态聚焦 (参见应用示例)。

## 典型模型

**并行分布式处理模型 (PDP)：**PDP模型以多层神经网络为基础，信息分布存储在网络权重中，通过并行激活传播实现信息加工。与传统串行规则系统相比，PDP能更自然地解决模式识别、语言理解等问题，并能通过学习修改权重来形成联结<sup>② ③</sup>。经典工作如Rumelhart、McClelland等人的PDP框架，不仅模拟了感知和记忆等认知功能，也提出了联结主义和计算主义之争<sup>③ ②</sup>。现代神经网络 (如深度学习) 可视为PDP的延伸，它们通过大量参数和多层结构来捕捉复杂分布式表征。

**注意力控制机制：**注意力机制在认知模型中用于动态分配计算资源。生物认知中，注意力系统可分为自主觉醒、导向、执行控制等子系统；人工模型中，Transformer使用的多头自注意力机制即是并行计算不同子空间信息权重的实现。在深度学习中，注意力机制已成为核心，能够在序列或图结构数据中并行地计算各成分间的相关性，从而“选择”对当前任务重要的信息。此外，还有研究将人类注意力调控 (如注意束缚模式) 引入神经网络，以模拟任务切换和干扰抑制。

**多任务学习架构 (Multi-task Learning, MTL)：**多任务学习在AI中通过并行训练多个相关任务并共享表示来提高泛化能力。Caruana (1997) 描述MTL为“以并行方式训练任务并使用共享表示；每个任务所学到的内容可帮助其他任务的学习”<sup>⑦</sup>。典型做法是在神经网络中为多个任务构造共享的隐藏层，不同任务有各自的输出层。这种并行传递各任务训练信号的方式相当于为模型提供额外的归纳偏置，提高了模型对新任务的迁移能

力。在认知模拟中，也有类似理念——人脑不同认知任务共用执行资源和底层表征，如视觉系统同时服务于识别和空间导航。

**多线程推理策略：**近年来，大型语言模型（LLM）的多线程推理机制获得关注。例如，Zhou等人提出的“Thread of Thought (ThoT)”策略，模拟人类思维在面对混乱上下文时的并行推理过程。ThoT将长上下文切分为多个段落，对每段进行局部推理，最终整合信息以选择答案<sup>[8][9]</sup>。该方法像人在浏览文档时保持思想连贯（thread）并筛选关键细节一样，通过步骤化地并行分析不同内容段落，提高了模型对信息干扰的鲁棒性<sup>[8][9]</sup>。类似的思想还有“Graph of Thoughts”、“Tree of Thoughts”等框架，利用多路径搜索或多进程采样并行探索解空间，增强复杂问题求解能力<sup>[10]</sup>。

**认知架构（Cognitive Architectures）：**认知架构是综合多种认知机制的框架，例如SOAR、ACT-R等。这些体系结构虽然核心通常为串行生产式系统，但也内嵌并行处理模块，如并行的感知和记忆系统。在机器人学中，认知架构被用于实现多模块并行决策与执行。例如，一些机器人认知架构采用类似神经网络的并行模块，用于图像识别、行为规划等，实现感知—决策—控制的协同工作<sup>[11]</sup>。

## 关键研究与代表人物

- **Rumelhart、McClelland等：**他们在1980年代奠定了联结主义/PDP的基础，提出了分布式并行处理理论，开创了以神经网络模拟认知为核心的研究<sup>[2][3]</sup>。
- **Baddeley与Hitch：**1974年提出多成分工作记忆模型（含中央执行），为理解并行信息处理提供了重要理论<sup>[5][6]</sup>。Baddeley后续工作扩展了模型，引入情节缓冲区等，强化了工作记忆在多任务推理中的作用。
- **Hutchins、Lave等：**认知人类学家Hutchins等人提出分布式认知理论，强调社会文化及环境工具在认知中的作用，为研究集体智慧和人机协同打开视野。国内学者周国梅、傅小兰等也在2002年综述了分布式认知观点<sup>[4]</sup>。
- **Caruana：**其1997年关于多任务学习（MTL）的论文系统总结了并行任务训练的原理和优势<sup>[7]</sup>，影响了后续多任务深度学习的研究。
- **Anderson、Newell、Laird等：**他们分别发展了认知架构ACT-R、SOAR等，试图通过统一框架模拟并发注意、记忆检索与规则应用，体现了并行子系统协作的思想。
- **Daniel Kahneman：**提出“系统1/系统2”理论，将人类思维区分为快速直觉过程和缓慢理性过程。这一双系统框架暗示了思维层面的并行机制（情感/直觉与逻辑推理并存）。
- **Zhou等：**近期工作聚焦LLM的并行推理，如2023年提出的Thread of Thought策略<sup>[8][9]</sup>，借鉴认知过程改进模型对大量信息的处理。
- 其它领域代表人物还包括**Paul Smolensky**（联结主义与PDP模型）、**John McClelland**（PDP）、**Alan Baddeley**（工作记忆）、**Norman & Shallice**（监督注意系统），以及近年来关注大规模多智能体推理的人机学习研究者等。

## 应用领域

- **自然语言处理（NLP）：**多线程认知模型广泛应用于对话、阅读理解、问答等任务。在这类任务中，系统需处理来自不同来源（用户提问、对话历史、外部知识库等）的信息。Thread-of-Thought等多线程策略帮助LLM将长篇信息分段并行分析，从而有效抽取关键信息<sup>[8][9]</sup>。LLM本身在生成和理解文本时即表现出一定程度的并行语义处理能力：它们能同时评估输入中多重语义约束，再综合输出结果。这使得在机器翻译、摘要生成和复杂推理中可以更好地模拟人类的多线索并行思考（如链式思维、树式思维）<sup>[8]</sup>。
- **机器人决策系统：**机器人需要并行处理感知、规划、执行等多重任务。例如，在自主导航中，机器人需同时监测环境障碍、规划路径并调整行为；在人机协作中，还要理解人类指令并反馈操作。这些都依赖于认知架构中多模块并行协作（视觉、听觉、运动、决策等）<sup>[11]</sup>。引入工作记忆和注意力机制可以让

机器人在资源有限时集中在当前任务关键特征上，提高响应速度和决策质量。认知架构如CRAM等就集成了并行知识检索和规划模块，用于模拟日常活动中的多线程推理。

- **人机交互 (HCI)**：现代交互系统需适应用户多任务情境，如同时呈现语音、视觉提示和触觉反馈时需综合处理多模态信息。这对应于分布式和并行认知：系统需动态控制注意力以同时理解不同输入（类似人类的中央执行调度）。例如，在增强现实界面中，视觉显示、语音指导、手势控制等信息需并行分析，相关应用会借鉴认知心理学对工作记忆容量和注意控制的研究来设计界面布局和交互节奏。
- **其它领域**：包括智能助手、推荐系统、金融决策等，需要整合多个信息源并行做出判断。认知模型（尤其是多任务学习和注意力机制）帮助AI系统模拟人类在复杂环境中同时关注多任务的能力。比如多任务神经网络在情感分析、语义理解和决策预测等任务上都有应用，通过共享底层表征实现跨任务知识迁移。

## 模型比较与分析

不同模型在模拟认知机制和实际应用中各有特点：认知科学模型（如PDP、工作记忆、分布式认知）更强调生物和心理的真实性，以可解释性为核心，常用于解释实验心理学现象<sup>3 6</sup>。例如，PDP模型通过简单神经网络即可复现语言学习和感知的行为模式<sup>3</sup>。而现代AI系统（如深度学习模型）则侧重于大规模数据和计算效率，追求任务性能的最优化。在AI中，多任务学习网络能够利用丰富数据并行训练多个任务，从而提升泛化能力<sup>7</sup>；这与认知模型中人脑通过并行多通路共享认知资源的理念相似，但AI模型往往规模更大、结构更深。

在注意力与记忆机制上，人类工作记忆具有严格容量限制，需要中央执行动态调度<sup>6</sup>；而Transformer的注意力机制虽受上下文窗口大小限制，却可以在硬件资源允许下并行处理更多信息。分布式认知理论启发AI在系统设计中考虑将计算任务分布于网络端、云端及用户设备等多层次（类似人-工具-环境的协同）来提高性能。总体而言，认知模型和AI系统都依赖**并行分布式信息处理**的思想，但在实现方式上有所不同：前者偏向轻量级、可解释的架构，后者往往使用大规模并行计算。随着研究深入，二者正趋向融合：例如，神经图灵机等模型结合了联结主义和可读写记忆，试图同时满足效率与可解释性<sup>12 11</sup>。通过结合认知理论（如注意力控制、工作记忆限制）与工程优化，当前的AI系统在NLP、机器人和人机交互等领域实现了更强的并行推理能力<sup>8 11</sup>。

**参考文献：** 汇总文献中提及的经典论著和综述，如Rumelhart等人PDP著作<sup>3</sup>、Baddeley工作记忆模型<sup>5</sup>、Caruana多任务学习<sup>7</sup>、分布式认知综述<sup>4</sup>、ThoT最新论文<sup>8</sup>等，以及相关认知与AI研究。

---

<sup>1 2 12</sup> 联结主义 - 维基百科，自由的百科全书

<https://zh.wikipedia.org/zh-hans/%E8%81%94%E7%BB%93%E4%B8%BB%E4%B9%89>

<sup>3</sup> stanford.edu

<https://stanford.edu/~jlmcc/papers/PDP/Chapter1.pdf>

<sup>4</sup> 分布式认知——一种新的认知观点

<https://journal.psych.ac.cn/xlkxjz/CN/abstract/abstract1717.shtml>

<sup>5</sup> 巴德利工作记忆模型 - 维基百科，自由的百科全书

<https://zh.wikipedia.org/zh-hans/%E5%B7%B4%E5%BE%B7%E5%88%A9%E5%B7%A5%E4%BD%9C%E8%A8%98%E6%86%B6%E6%A8%A1%E5%9E%8B>

<sup>6</sup> 张晓醒 大脑的CPU：工作记忆--中国科学院脑科学与智能技术卓越创新中心

[https://cebsit.cas.cn/kpwz/201907/t20190703\\_5332555.html](https://cebsit.cas.cn/kpwz/201907/t20190703_5332555.html)

<sup>7</sup> people.eecs.berkeley.edu

<https://people.eecs.berkeley.edu/~russell/classes/cs294/f05/papers/caruaana-1997.pdf>

<sup>8 9 10</sup> [2311.08734] Thread of Thought Unraveling Chaotic Contexts

<https://arxiv.org/pdf/2311.08734>

## 11 Cognitive Architectures in Robotics

<https://www.numberanalytics.com/blog/ultimate-guide-robotic-cognitive-architectures>