

## • 专题：大语言模型与认知范式重构 •

### 编者按：

近年来，以大语言模型为代表的人工智能技术在自然语言处理领域取得了突破性进展，也在认知科学、语言哲学与知识论等基础研究领域引发了深刻的理论反思。本专题围绕“大语言模型与认知范式重构”这一主题，分别从认知范式转型、推理机制比较与知识证成路径三个维度，探讨大语言模型研究与人类认知推理结构研究的相互影响。其中，郭贵春与梁德柱的文章认为传统基于递归与符号规则的人工智能面临组合爆炸与无穷递归的困境，而大语言模型通过分布式表征与概率关联，实现了对自然语言的动态建模；而认知科学正从形式化公理范式转向以结构稳定性与拓扑演化为基础的新范式。张立英指出大模型的“推理”本质上是基于语料统计的模式匹配，与人类基于规则与抽象的自上而下推理形成鲜明对照；她认为未来应探索符号主义与联结主义的融合路径，通过引入分类架构、自然逻辑规则与外部评估机制，提升大模型的推理可靠性与泛化能力。王彩虹和卢醒寒从知识论角度切入，构建基于对话与时间变量的分数模型，尝试兼容基础主义、无限主义与融贯主义三种传统证成路径，并论证了大语言模型作为语用策略载体的可行性，为知识证成提供了新的技术实现路径。

本专题的三篇文章视角各异，但聚焦同一核心议题：大语言模型不仅是技术工具，更是认知与知识理论重构的催化剂。它们推动我们重新审视递归与拓扑、符号与联结、语义与语用之间的张力与融合可能，也为跨学科对话提供了富有启发性的理论框架与实践路径。期待本专题能激发更多学者关注人工智能与人文社科交叉领域的前沿问题，共同探索智能时代认知科学的未来方向。

(专题策划：张立英)

## 大语言模型对认知范式的重构：递归的边界与拓扑演化的本质意义

### Large Language Models and the Restructuring of the Cognitive Paradigm: The Limits of Recursion and the Essential Significance of Topological Evolution

郭贵春 /GUO Guichun 梁德柱 /LIANG Dezhu

(山西大学科学技术哲学研究中心, 山西太原, 030006)  
(Research Center for Philosophy of Science and Technology, Shanxi University, Taiyuan, Shanxi, 030006)

**摘要：**由递归逻辑主导的传统人工智能研究受限于符号规则系统自身必然导致的组合爆炸问题与无穷递归困境，难以规范表征自然语言。而大语言模型通过基于思维链与高维向量空间的并行分布式计算，

**基金项目：**教育部人文社会科学研究重大项目“交叉科学视域下科学解释的模型建构研究”(项目编号: 25JJD720006)。

**收稿日期：**2025年7月20日

**作者简介：**郭贵春(1952-)男，山西沁县人，山西大学科学技术哲学研究中心教授，研究方向为科学哲学。Email: guogc@sxu.edu.cn

梁德柱(1996-)男，山西定襄人，山西大学科学技术哲学研究中心博士研究生，研究方向为数学哲学。Email: 18209295458@163.com

以概率统计式关联取代形式化推理,反而实现了对自然语言的动态化建模。这两种建构原则在语言学中均有对应的解释理论,但生成语法理论因秉持递归中心主义而遭到生态语言学理论的否定,分布式语言理论则进一步提出语言是分布在个体与社会互动关系中的演化现象。语言学理论与技术实践的共同基础特征说明基于动态关联的拓扑范式与基于无穷符号的递归范式是解释人类认知结构的两种基础性理论,同时也表明,认知科学的范式正在从形式化公理转向实践导向的模型化建构。

**关键词:** 递归 分布式计算 分布式语言 拓扑 认知范式

**Abstract:** Traditional AI research dominated by recursive logic has been constrained by the combinatorial explosion inherent in rule-based symbolic systems and by the problem of infinite recursion, which together hinder an adequate formal representation of natural language. In contrast, large language models (LLMs) employ parallel, distributed computation over high-dimensional vector spaces and chain-of-thought processing; by replacing formal inference with probabilistic association, they achieve dynamic modeling of natural language. Each of these construction principles has a counterpart in linguistics: generative grammar, committed to recursion-centrism, has been challenged—indeed rejected—by ecolinguistic approaches, while distributed language theory further contends that language is an evolutionary phenomenon distributed across individuals and their social interactions. The shared foundational features of linguistic theory and technical practice indicate that a topology-oriented paradigm centered on dynamic relations and a recursion-oriented paradigm grounded in unbounded symbolic operations constitute two fundamental frameworks for explaining human cognitive structure. They also indicate an ongoing shift in cognitive science from formal axiomatization toward practice-oriented model construction.

**Key Words:** Recursion; Distributed computation; Distributed language; Topology; Cognitive paradigm

中图分类号: TP18; O18 DOI: 10.15994/j.1000-0763.2026.05.001 CSTR: 32281.14.jdn.2026.05.001

20世纪中叶的人工智能研究以逻辑主义方法论为操作指南,试图通过符号化、形式化的数学语言来消除自然语言的模糊性与歧义性,从而将推理过程严格限制在确定的公理系统之中。然而,对不确定性要素的排斥使其难以应对现实语境中的动态语义变化,尽管随着非经典逻辑与可能世界语义学的发展,各种模态算子与情境分析方法被引入系统内以扩展语词的语义解释,但其仍旧依赖基于形式化表征的预设框架。而随着近年来大语言模型被广泛运用的趋势,联结主义路径在人工智能研究中的有效性得到了证明:基于Transformer架构的并行分布式计算不依赖于递归逻辑和专家系统制定的显式规则集,而是通过对大规模数据信息的统计相关性来对齐不同语境下的颗粒度,使语义分析从形式逻辑的规范转向基于概率统计的分布式表征。这一技术突破在动摇了逻辑主义路径的同时还挑战了传统的语言解释理论,并且促使着认知科学的解释范式朝向一种更加具体的技术实践维度转变,亦即一种计算化、模

型化的科学解释元方法论。<sup>[1]</sup>

而本文的“认知范式”是指人类对与语言、世界和科学问题进行结构化理解的方式,并将其分为三个层次:最接近实践领域的语言模型中的计算表征结构是认知范式的技术实现,而自然语言的各种解释理论则是认知范式的经验结构,最为普遍一般化的科学解释范式中的数学表征则是认知范式的方法论模型。而逻辑主义与联结主义的路径差异与方法论分歧,就成为了两种认知范式的竞争:前者以递归逻辑、先验规则和实无穷概念为核心,秉持语言与思维存在确定性本质的信念;而后者以并行计算、概率统计和字面意义上的潜无穷为特征,强调意义是动态性的并通过分布式关联来生成。后者在超越逻辑主义进路的同时,也证明了分布式表征能够模拟甚至超越人类对复杂语义的直觉式把握。同时,这种技术实践也倒逼科学哲学反思自然认知的方法论基础,即不再满足于将解释的目标停留在对事物的“融贯理解”与一般性定义,而是构建可计算的关联模型以解

释对象的内外关系并表征其本质结构，因而分布式计算所体现出的语言模型、语言学与认知科学的交叉则是重塑解释范式的首要前提。本文将从大语言模型的技术特征出发，说明生成语法学所持有的递归中心主义的局限性，进而论证分布式语言理论对思维表征的解释合理性，最终说明被这场技术变革所证明的拓扑范式对递归范式的消解与重构。

## 一、认知范式的计算结构：递归逻辑的局限与分布式计算的拓扑式涌现

传统的自然语言处理任务长期受逻辑主义范式主导，其核心是以递归方法为基础的形式化推理，通过预设句法规则和先验逻辑框架（如非单调逻辑）来建构一种形式化语言，从而尽可能地提升表达的精确性。但由于过度依赖自相似性、无穷展开与机械因果假设，而难以处理自然语言中的动态语境与复杂信息等问题，这表明递归逻辑的根本局限在于无法在有穷的计算资源下实现对语义的无穷适配。而大语言模型基于并行分布式计算，通过对海量语料的概率统计建模，将自然语言处理任务转化为高维向量的非线性协同运算。其技术本质不依赖于形式系统的递归运算，而是通过去中心化的联结网络呈现语言单位间的统计关联，从而模拟出“递归结构”。这一机制不仅证明并行分布式计算能够覆盖传统递归逻辑的功能边界，<sup>[2]</sup>而且表明语言能力可以通过对经验数据的统计归纳与分布式联想来实现。如果分布式计算模型能够以大规模数据的涌现代替专家系统的逻辑完备性，那么对递归结构的先验假设就不再是自然语言处理乃至语言学解释的必然前提。

### 1. 逻辑主义进路中递归方法的应用限制

在计算科学中的递归是形式化语言处理的核心方法论，其本质是通过具有自相似结构的函数进行直接或间接的重复调用（如函数的自我迭代、具有嵌套结构的短语等），从而将一个复杂的大规模问题分解为若干同构且规模更小的子问题，继而持续执行程序运算要求，

直至达到基准情形才停止重复进行的递归运算。尽管这一机制在理想化的程序场景中体现了数学的完备性，但无法满足自然语言处理的实际任务需要——虽然递归的无穷扩展性看似能够覆盖自然语言的庞大语料规模与理论上无穷的组合可能，但是形式系统在实际操作中会因问题规模的增大，以及相应呈指数级增长的可能组合数量，导致计算所需资源急剧上升而陷入瘫痪，甚至导致问题可解性降低以至于无法在现实中求解而只存在理论上的可能。<sup>[3]</sup>同时，基于递归方法的形式系统会在解决问题时遍历大量不合理的实体和关系组合，而这些是在人类的常识判断中能够被直观且迅速排除掉的可能，换言之由于递归方法本身不具备也无法容纳常识背景，所产生的大量无意义的冗余数据会导致问题解决的低效与错误。

递归方法的内在逻辑不仅使其受限于组合爆炸问题，而且在单线程计算过程中也存在难以逾越的性能瓶颈。由于每次递归调用都需要保存当前函数的状态，包括局部变量、参数和返回地址等信息，这个过程会随着递归深度的增加而线性增长，从而导致大量的系统资源被占用。同时由于其单线程执行方式依赖函数调用栈，堆栈帧的过度占用会导致栈溢出风险。尽管可以采用改写尾递归的方式来减少调用栈深度或设置递归深度阈值等方法分散计算负载以降低内存空间消耗，但这并不能从根本上解决问题，几乎只是对于不同特殊情况采取不同对待方式的临时性补丁。这两项问题使得基于递归方法的封闭式规则库难以扩展以适应动态开放的自然语言情境，用递归解释人类语言的理论假设也与语言实践严重脱节——自然语言的模糊性和对上下文语境的动态依赖根本无法通过静态的递归规则去解析。而这就表明，递归作为算法工具仅适用于封闭系统内的理想化问题，却无法表征自然语言的不确定性与演化性。并且大语言模型对递归结构的实现方式也并非逻辑推演，而是并行计算结果因概率产生的一种特殊片段，这也印证了纯粹递归方法的理论脆弱性。

### 2. 大语言模型的并行分布式计算优势

大语言模型的技术突破源于其并行分布式的计算架构,这一架构与递归逻辑的差异在于:递归是自上而下的规则结构,而并行计算是自下而上的统计关联。大语言模型通过高维向量空间建构对于语义和句法的表示结构,而不依赖于递归逻辑系统的符号规则。每个词语或句子通过嵌入(Embedding)被映射为数百维不等的连续实数向量,通过该向量以捕捉其语义信息与上下文关系的代数特征,向量在空间中的位置关系就代表了词语和句子之间的语义相似性和相关性,从而通过向量间的非线性运算(如点积、张量积等)对词句进行比较、分类和生成等操作,在最大程度上模拟复现了自然语言的实际情况。同时注意力机制(Attention Mechanism)通过计算输入的不同向量之间的相关性来分配权重,使模型能够捕捉长距离依赖(如跨句指代)和语境敏感度(如多义词消歧),从而在不预设句法树或递归规则的前提下确定生成输出时的重点内容。在这种机制下,语言的意义不再由先验规则定义,而是通过向量空间的几何关系来表征。高维向量空间也就成为当前人工智能的计算“黑箱”,黑箱在大语言模型中不再是一个无法解释的先验实体,而是可以被计算化模型所表征的建构产物。<sup>[4]</sup>

除此以外,思维链(Chain of Thought)技术在大语言模型(如DeepSeek)中发挥了降本增效的基础性作用,其要求模型在输出最终答案之前显式输出推理的中间步骤,从而提升模型的推理能力与内容输出的可解释性,而这些步骤本质上同样是高维向量的组合与变换,是一种非线性的空间位置关系的文字转写。而这一过程事实上与人脑的神经网络系统的运行方式相一致,在这种联结主义的神经网络模型中,语义和句法在一个共同的分布式系统中被统一处理,语言网络中的意义和句法并不会相互分离,<sup>[5]</sup>反而更符合人类自然语言使用的习惯与直觉。在这种重新排列组合大规模语料的技术中,对显式规则库的建构被统计数据的训练和概率分布式的学习过程所取代,并且在没有内置递归算法的前提下,却能够模拟出人类对嵌套结构的处理模式(如主语一致性效应),<sup>[6]</sup>

其错误类型甚至与人类认知偏差相似(如嵌入动词错误率更高)。<sup>[7]</sup>这表明并行计算通过多任务协同与分布式数据分配,能够处理递归逻辑难以计算的大规模动态信息,即使是组合爆炸问题,采取空间性的并行计算也是一种已经被证明有效的方法改进。<sup>[3]</sup>

大语言模型的实践效果证明,自然语言可能并不以递归逻辑为内在结构,而是通过后天大规模经验数据的统计关联与分布式联想逐渐产生的一种泛化适应性(Generalization Adaptability)。这表明自然语言的句法结构可能并非语言生成的必要先验框架,而是在语境中多重语义动态关联后的副产品,是一种基于经验现象的归纳总结,而非预先设定的范本。其渊源在于大规模的多样化语料信息的统计性“自然选择”,而不是一种柏拉图式的作为起点和原型的纯粹理念。因此当大语言模型证明没有内置递归结构的算法同样可以生成嵌套结构时,递归逻辑的必要性就不再成立,被降格为组织自然语言的可能策略之一,而非本质属性。传统的思维训练与教育模式事实上可以被视为一种递归式训练,如对于文本内容的重复性阅读与背诵,对计算定律和语法规则的同构异形题目的习得性熟练,但对这类内容的同质化输入很容易导致认知僵化。这种从技术到人类认知的路径差异证明:不是递归创造了语言,而是语言的使用塑造了递归的先验本质地位。

## 二、认知范式的经验表征:分布式语言理论对递归式语言理论的超越

乔姆斯基(N. Chomsky)的生成语法理论将“递归”这种认知能力视为人类语言官能的核心特性与生物学基础,但其实质是将逻辑主义的数学预设(递归可枚举性)移植到认知领域的错误主张。逻辑主义与生成语法理论两者共轭于对递归逻辑的形式化迷信,而忽视了语言在社会交互的塑造过程中产生的统计适应性(Statistical Adaptability)。如果语言能力可以被后天经验所建构,那么生成语法理论对“普遍语法”的形而上学预设就只是本质主义的

信念，是无法与开放关联系统相适配的静态规则。而分布式语言理论（Distributed Language Theory）通过对社会交互与文字对语言的反作用的考察，在消解生物语言学这种先验规则的同时，为语言的形成提供了更加符合实践的解释框架。

### 1. 生成语法理论中递归假设的内在矛盾

乔姆斯基及其生物语言学派（指2002年后的乔姆斯基派的观点）基于其早期的转换-生成语法理论，进一步将语言能力归结为一种递归计算机制，即有穷规则通过自相似或自参照的方式将词语信息重复性的嵌入同类型词句中生成无穷表达式，从而为语言单位提供了潜无穷维度的复杂性与可能性。<sup>[8]</sup>而这种递归被乔姆斯基派视为人类语言的独有特征，尽管其所定义的广义语言机制（Faculty of Language-Broad sense）在内部计算系统之外还包括“感知-运动”系统和“概念-意图”系统（前者指与发音等语言外化方式相关的语音系统，后者是与概念语义和言语行为等范畴相关的用以赋予句法结构表征意义的后承系统），但这些都只是被视为狭义语言机制（Faculty of Language-Narrow sense）的内部计算系统的配套设施，独立于感知和社会交互等其他认知系统的核心语言机制就是作为一种语言计算系统的递归能力本身，并且是唯一不与其他非人类动物所共有的机制。从而修改了传统的亚里士多德观念，提出“语言是有声音的意义，而非有意义的声音”，<sup>[9]</sup>亦即认为语言是一种内在的思维工具，言说表达只是语言的延伸和附带功能，而一种抽象先验的意义才是语言的核心。

然而，这一假设在理论与实证领域都存在着难以融贯的局限性：文字系统的多模态特征（如汉字中形声字的视觉语义融合特征）与口语中的碎片化表达均无法被纳入递归生成的框架，自然语言中广泛存在的歧义与动态语境依赖也无法通过递归规则消解。<sup>[10]</sup>尽管乔姆斯基将此类现象贬为“外化噪声”，<sup>[11]</sup>却无法解释为何“噪声”反而成为文化活力的体现（如隐喻和诗歌）。而即使在实际的日常语言处理乃至一般性的科学语言编辑中，人类也极少构

造三重以上的递归结构。同时神经解剖学证据表明，语言处理依赖布罗卡区、韦尼克区等多脑区的分布式协同，而非专属递归的某个模块。<sup>[12]</sup>这就对生成语法理论提出了根本的否定：如果递归官能是人类语言能力的生物学基础，那么人脑为何既没有其专属的功能区，又将语言局限在浅层递归的范围内？这不仅反映了生物认知的适应性策略，即在有限资源条件下优先保证沟通效率而非形式逻辑的刻板规则，也表明人类所表现出的递归能力可能更多是受到后天文化训练影响的结果，是在语言使用中涌现出的统计规律而非固有的先验生物学官能，对递归的泛用化本质上是逻辑主义在科学中的形而上学残留。

### 2. 分布式语言理论对先验结构的消解

维特根斯坦（L. Wittgenstein）的语言游戏说尽管与生成语法学一样采用生物学理论和术语来解释语言，但其并不把语言视为一种已经定型的器官，而是比作一个拥有独立生长演化能力的生命体，并认为语言的意义在其所处的语境中被动态性的建构，而非在言说前就具有某种固定的内在意义，脱离语境的话语就只是无意义的声音，递归结构仅是空洞的形式游戏，不具备交流属性的语言究其定义而言甚至都不能被称为语言。这种将语言视为一种总体性系统中的一部分，认为语言像生物一样，有其生存、发展和消亡的过程的观点，正是生态语言学中的分布式语言理论的解释模型。这种观点并不是像乔姆斯基派那样将生物学的进化理论视为提供语言起源合法性的一种科学主义背书，而是采用一种类似于模因论的理论移植方法，将语言现象通过一种隐喻方式与生命对象的解释方法进行联系。其合理性在于：“语言”和“生命”都是难以给出精确定义的概念，却又都在各自的领域中发挥着基础性的作用，那么采用进化分析的方法，对目标表型给出明确的描述性说明，找出将其表征与适应性结果联系起来的经验性证据，对同源和具有类似表征的事物给出区分表征差异的适应性与非适应性解释，就是对其进行理论说明的最佳路径。

分布式语言理论认为语言不是集中于个体

大脑中的符号体系,而是分布在个体与社会互动关系中的动态现象,并且强调语言本身就是一个没有开端和终结的在使用中不断得到进化的网络,而非一个基于先验形式规则的固定系统。亦即,语言已经形成了一种既定的文化世界,而这种文化情境已经成为人类生活的一部分,假设没有语言的早期人类社会没有意义。因而分布式语言理论从根本上否定语言的“内在官能”假设,主张语言既非大脑天然搭载的符号系统,也不是先验递归规则的产物,而是社会互动、物质环境与身体实践协同演化的动态网络。<sup>[13]</sup>例如,亚马逊部落皮拉罕语缺乏显性递归结构(如嵌套性从句),但其通过韵律、空间指向和情境共享等方式实现复杂化表达。<sup>[14]</sup>这证明语言功能的核心是意义的分布式协商,语言处理也并非孤立的大脑活动,而是具身感知、情境互动与社会角色等要素综合协同的产物。语言在表达和交流中的规则(如礼仪、行业、学科中的术语和惯例,其中共同的基础部分被称为语法)之合法性源于应用情境的长期集体约定,而非先验却被无理由统一接受的形式化公理。

### 三、认知范式的方法论重构:从递归还 原论到拓扑整体论

传统认知科学范式将人类思维的运行逻辑假设为某种递归结构,在语言学中的生成语法学派和计算机科学中的符号主义进路就是基于这种数学预设(或应称其为信念)在经验对象上所做的延伸与泛用化,将庞大杂乱的信息群规范为某种结构性的秩序,“无穷递归”这种描述的实质并非形容递归结构的属性,而是提供一种对于未知的可解释性的预期与信心。但是分布式计算模型对于神经网络和联结主义进路的证明动摇了递归范式在计算化应用中的合理性,与其拥有相似解释特征的分布式语言理论不仅直接针对生成语法理论进行了反驳与解构,而且对于人类自然语言和基于语境的整体文化图景建构了更符合经验的网络化解构框架,这种视角与神经网络模型架构的高维向量

空间本质上属于同一复杂结构,而这种在数学层面呈现为拓扑式的空间几何结构,不仅能够作为分布式计算与分布式语言理论的共同方法论基础,从而与递归这种自指循环的计算规则相异,而且还是一种与人类思维过程相适应的认知方式。

#### 1. 传统递归模型的认识局限

传统认知科学与计算机科学对于思维与算法的基本模型深受图灵和哥德尔所定义的递归范畴的影响,即:

- (1) 非任意集生成规则的可计算性;
- (2) 通过归纳法定义能够生成越来越结构化的表达;
- (3) 对生成的结构集进行原则上无界(unbounded)扩展的数学归纳。<sup>[15]</sup>

图灵正是基于这些规则编纂了图灵机模型的运行机制,而乔姆斯基派基于这种定义将语言学中的递归概念总结为:

- (1) 可计算性(Computability):即证明一个条件分支程序,通过组合、操纵符号产生新的复杂化表示,也就是类似于人类自然语言从简单到复杂的生成过程;

- (2) 归纳法定义(Definition by Induction):可计算函数必须通过归纳法定义,输出必须结转(向量求和)并作为输入返回,通过分层表示。但这只是生成另一个向量,而非可定义复杂关系(语义、句法)的层次结构,这意味着表征的离散性;

- (3) 数学归纳法(Mathematical induction):依据有穷序列通过在既定数据外的泛化和有穷性能背后的无界能力来处理涉及无穷对象的命题。<sup>[16]</sup>

这些规则共同塑造了一种将思维理解为离散符号并通过递归的方式进行推演排列的观念,即将认知过程类比为程序的运行,认知能力也被还原为内在递归规则的无穷泛化。这种递归范式广泛影响了语言学 and 认知科学,例如生成语法理论将语言能力等同于递归生成机制,分析哲学将逻辑形式视为认知的普遍法则等等。但递归模型的可靠性依赖于两个有待证明的假设:第一,其假设数学归纳法的无界性

能直接对应于生物大脑的认知过程，而忽略了人脑处理能力与记忆容量的实际限制；第二，其假设对离散符号的演绎足以覆盖语义的连续性，而忽视了语义对实际应用语境的交互适应，例如同一词句的意义随其所处的上下文语境而变化的现象。因而将递归确立为认知的本质事实上是一种将思维过度简化为脱离生物基础和文化实践的形式系统的理想化假设。

同时，递归模型的特征是无穷与重复，以及对同质化内容的简化，而集合论为这种递归模型提供了形式基础，将拥有不同语义的信息统一视为同质化元素的无穷集合，并按照其语义的复杂程度划分为拥有不同递归深度和长度的基于符号排列的递归嵌套。但集合论自身的特点也削弱了递归模型的解释力，其本身只是一种逻辑表征策略，是基于错误假设产生的无意义表征，连续统问题更是一个不应当通过逻辑证明而是应当通过哲学规定去回避的缺陷。无穷应当被理解作为一种规则或界限，是对广泛联结的空间范围的描述，而非一种可以实体化的抽象对象。因此，递归模型在认知科学中的主导地位，事实上并非基于某种实证层面的理由，而是一种源于分析哲学对数理逻辑的应用惯性，即将集合论这一数学工具不恰当地提升为普遍的形而上学框架，继而成为一种尚未证成却被取信的先验性方法。

## 2. 基于分布式计算的拓扑模型

当前被大语言模型的技术革命所证明的基于联结主义和神经网络模型的并行分布式计算模型的运行方式，已经构成了与传统递归模型相异的新认知范式基础。而分布式语言理论与神经网络模型所共轭的方法论框架则表明思维的本质可能更接近于高维向量空间中的拓扑式计算过程，并且语言学中的实证观察与分布式理论的解释也都支持思维更接近一种有穷的适应性系统的假设。因此，分布式表征理论表明递归规则可以被统计化的神经网络模型所覆盖，思维的展开也不再依赖于先验性公理，而在于其对世界的适应性表征与泛化建模能力。从而使得认知科学的基础方法论从逻辑还原论转向不可还原的复杂性涌现，从对离散符号的

线性操作转向连续向量空间中的非线性几何关系构造。

同时，这种被分布式计算所验证的拓扑模型及其方法论被广泛应用于语言学等各种学科之中，<sup>[17]</sup>这种拓扑模型的泛化趋势不仅弱化了递归逻辑对具体学科的解释效力，而且愈发普遍的证明各学科以及人类潜在的认知结构可能都奠基于一空间性网络关系中的动态组合。传统分析哲学与数理逻辑对于递归范式的过度泛化倾向<sup>[18]</sup>事实上忽视了数学中处理连续性和复杂性的其他有效方法，如侧重于从空间关系对对象进行表征和解释的几何学，以及关注对象部分与整体关系的整分论（Mereology），后者更是从被提出伊始就被作为集合论的替代性方案。<sup>[19]</sup>因此大语言模型所代表的这种并行分布式模型其背后的理论基础就是一种与递归模型相对立的，更符合人类思维方式的拓扑式方法论，而这种解释范式的基础数学定义为：

（1）连续形变下的不变性（Invariance under Continuous Deformation）：在不破坏对象本质结构的前提下进行变形，某些性质保持不变；<sup>[20]</sup>

（2）整体性结构定义（Holistic Structure Definition）：某些空间的全局属性无法由局部坐标系拼接推演而得，即庞加莱猜想所揭示出的，仅凭局部欧几里得性质并不足以决定整体同胚类型；<sup>[21]</sup>

（3）紧致化连续统处理（Compactification of the Continuum）：一个无穷的空间只要是紧致的，就可以用迭加有穷开放集的方式对其进行有效控制和逼近。<sup>[22]</sup>

而将这种概念进一步引申至语言模型和语言学理论乃至认知科学解释中，其内涵就可以扩展为：

（1）连续形变下的不变性：只要语句信息的关系结构和语境规范性保持不变，语言结构在措辞、语序或构式变化等形式变化过程中就始终保持着语义的稳定性。并且语言模型中结构的演化也同样保持语义的一致性与收敛性，语义作为深层的关系性结构独立于表层符号和运算方式；

(2) 整体性结构的非叠加性: 自然语言的关键属性(即蕴含信息或整体语义)由全局组织(整体语境)决定,而不能通过局部单元的线性迭加推出,且认知过程中的意义建构具有系统性、整体优先性与不可还原性,整体的性质和功能无法通过局部机制的充分推理来获得;

(3) 紧致化连续统处理: 面对潜无穷的表达,自然语言与语言模型以有穷维度的表示空间加以收束,在连续变化中实现可控的有效逼近与概率判断,从而在生成过程中控制语义模糊性与不确定性,即通过在紧致结构中实现语言的有效表达与推理来保持语言的稳定性与生成能力。

据此即可建构成一种与递归解释模型相对立的拓扑解释框架,从而对语言和语言模型的内在结构一致性做出功能性解释与描述性刻画。

### 3. 拓扑模型对认知科学解释范式的重构

在科学理论的发展过程中,寻找系统中的不变量作为参照物和标准始终是一种基本的认知策略,而“连续形变下的不变性”所强调的,正是通过深入表象内部发现不变的深层结构来揭示理论的本质。对于大语言模型而言,输入混乱复杂且多元的语料,并将其重构为空间向量等形态变化,并不会导致模型语义表达能力的削弱,其泛化性、稳定性与跨模态的适应与表征能力恰恰依赖于内部表示空间中的某些不变量。在这一点上,语言模型不仅仅是对自然语言的统计建模工具,更应当被理解为对“意义不变性”这一哲学命题的概念工程实践。因此,将不变性方法论系统性地引入语言与认知科学研究中,不仅能够在语言解释和认知结构的建构中确立一种更具理论统一性和现实通用性的分析框架,而且还体现了为拓扑范式奠基的关系实在论立场: 认知对象的本质并不在于具体符号的表现形式,而在于其在连续变化中仍保持稳定的拓扑结构。

同时“整体性结构定义”则提出了对传统还原论的彻底修正。在许多物理和数学理论尤其是在黎曼几何与拓扑分类问题中,已经充分

证明了系统的全局性质无法从局部结构的拼接中简单获得。而拓扑空间的整体性表明,两个系统即使在每一点局部看起来都相同,也可能具有本质上的差异。这一理论的象征意义在语言学中亦有完全适合的对应现象,即一个完整语句的整体语义并不能通过局部词项的简单组合来推出,而需要依赖于整体语境和上下文的组织关系以及语用边界的约束,即一种内在的拓扑结构关系,这种拓扑结构不仅给定了整体语境结构的规定性,同时也与科学研究者所采取的认知范式的价值取向相一致。因此,这一原则反映出一种整体主义的认识论立场,即强调智能行为的涌现依赖于整体性约束与结构性整合,而非局部组合的简单叠加。

在此基础上“紧致化连续统处理”则为处理潜无穷的复杂系统提供了一个具有普适意义的拓扑策略。在拓扑学与泛函分析中,紧致性使得对无穷维空间的研究可以通过有穷覆盖的方式逼近并满足。人类语言尽管理论上具有无穷生成的能力,但在实际理解与生成中却依赖于上下文、有穷语法库以及受限的语义解释。而大语言模型通过高维向量空间、注意力机制和网络化普遍联结等策略实现对潜无穷的信息的接纳,这些机制共同体现了对连续语义空间的一种“紧致化”建模思路,使得离散符号与连续性计算在有穷的资源内实现对整体的逼近。同时,这种紧致性的建模方法论挑战了传统形式逻辑与递归模型的解释唯一性,其证明了智能系统可以通过有穷结构来实现对不可枚举复杂性的有效建模,进而超越了传统递归范式的描述边界。

综上所述,“不变性”“整体性”与“紧致性”这三种拓扑思想共同构成了一种覆盖数学、语言学与人工智能的统一方法论框架,它们不仅深化了对语言模型内部机制的理解,也为认知科学研究提供了结构化、关系性与全局性的哲学基础。

## 结 语

本文提出的递归模型与拓扑模型是基于人

类思维和语言归纳得出的两种认知范式，前者以逻辑原子论为本体论基础，将离散的符号、状态与规则视为认知与计算的基本单位，认为世界的复杂性源于有穷元素的迭加组合。这一立论思路贯穿于图灵式AI进路、形式语法和生成语言学等理论中，主张以数学归纳法和形式规则为知识建构的核心机制，体现出一种建构性的理性主义认识论图景。而后者则提供了另一种基于结构实在论的立论策略，其不再以离散原子为基础单位，而是将关系性结构视为第一性实在，在认知与知识建构中发挥基础性作用的则是在连续变化中保持稳定的不变量。这一范式不仅在数学上体现为同伦等价、紧致性处理等概念的广泛应用，在语言和认知领域也体现为分布式表征、语义向量空间与多元结构的统计性建模趋势，且一种非递归的认知方式更加贴近语言使用的真实过程。这两者的差异不仅是一种技术方法的分野，更代表着理论选择标准与解释范式的深层转型。递归范式强调可计算性与形式构造，追求逻辑演绎的完备性；而拓扑范式则转向对结构稳定性的探索，关注系统在复杂变化中的非线性演化规律。

这一方法论重构带来的不仅是对当前人工智能与认知科学理论的基础性解释，更促使着科学哲学从强调事物本质的实在论转向以解释功能结构与构造关系为指向的技术实践论。在这种新视野下，技术不再是随附于科学的后承应用，而成为理论模型的建构媒介与经验世界的解释载体，而科学研究也应从静态的理论思辨模式，转向动态的模型生成与经验拟合过程，研究者的任务也应从验证先验信念转向在大量归纳数据基础上提出具有限制条件与适用边界的结构化理论。有必要指出的是，本文所讨论的拓扑模型并不旨在直接取代经验科学中的具体理论建模，而是试图在更为基础的认识论层面上澄清不同类型真理之间的结构关联。尽管语言与数学通常被视为约定性真理的典型领域，但这并不意味着其所依赖的结构原则只能在分析命题内部发挥作用。相反，拓扑模型所强调的并非经验内容本身，而是在连续变化中保持稳定的结构不变量，这类结构条件恰恰

构成了逻辑-数学形式与经验科学模型之间的中介层。正是在这一意义上，拓扑范式并非与自然真理相分离的纯形式工具，而是一种可能为不同知识领域提供统一建模框架的结构性桥梁。这种理论与实践的深度融合或许正是科学哲学与人工智能未来共同发展的方向。

#### [参考文献]

- [1] 郭贵春 等. 科学解释与科学哲学的现代性研究 [M]. 北京: 科学出版社, 2020, 410.
- [2] Dąbkowski, M., Beguš, G. 'Large Language Models and (non-) Linguistic Recursion' [J]. arXiv preprint, arXiv: 2306.07195, 2023.
- [3] Liu, H., Li, G. 'Empirically Scalable Invariant Generation Leveraging Divide-and-Conquer with Pruning' [A], Chin, W. N., Xu, Z. W. (Eds.) *Proceedings of the 18th International Symposium on Theoretical Aspects of Software Engineering (TASE 2024)* [C], Cham: Springer, 2024, 324–342.
- [4] Ballout, M., Krumnack, U., Heidemann, G., et al. 'Opening the Black Box: Analyzing Attention Weights and Hidden States in Pretrained Language Models for Nonlanguage Tasks' [A], *Proceedings of the World Conference on Explainable Artificial Intelligence* [C], Cham: Springer Nature Switzerland AG, 2023, 3–25.
- [5] Lakretz, Y., Hupkes, D., Vergallito, A., et al. 'Mechanisms for Handling Nested Dependencies in Neural-network Language Models and Humans' [J]. *Cognition*, 2021, 213: 104699.
- [6] Lampinen, A. 'Can Language Models Handle Recursively Nested Grammatical Structures? A Case Study on Comparing Models and Humans' [J]. *Computational Linguistics*, 2024, 50(4): 1441–1476.
- [7] Peter, M., Chang, F., Pine, J. M., et al. 'When and How do Children Develop Knowledge of Verb Argument Structure? Evidence from Verb Bias Effects in a Structural Priming Task' [J]. *Journal of Memory and Language*, 2015, 81: 1–15.
- [8] Hauser, M. D., Chomsky, N., Fitch, W. T. 'The Faculty of Language: What is It, Who Has It, and How Did It Evolve?' [J]. *Science*, 2002, 298(5598): 1569–1579.
- [9] Fitch, W. T., Hauser, M. D., Chomsky, N. 'The Evolution of the Language Faculty: Clarifications and Implications' [J]. *Cognition*, 2005, 97(2): 179–210.
- [10] Vicari, G., Adenzato, M. 'Is Recursion Language-specific?'

- Evidence of Recursive Mechanisms in the Structure of Intentional Action'[J]. *Consciousness and Cognition*, 2014, 26: 169-188.
- [11] Chomsky, N. *Knowledge of Language: Its Nature, Origin, and Use*[M]. New York: Praeger, 1986.
- [12] Langdon, J. H. 'Evolution of the Brain'[A], Stringer, C., Antón, S. C. (Eds.) *Human Evolution: Bones, Cultures, and Genes*[C], Cham: Springer International Publishing, 2023, 321-358.
- [13] Cowley, S. J. (Ed.) *Distributed Language*[M]. Amsterdam: John Benjamins Publishing, 2011.
- [14] Pullum, G. K. 'Daniel Everett on Pirahã Syntax'[A], Gibson, E., Poliak, M. (Ed.) *From Fieldwork to Linguistic Theory: A Tribute to Dan Everett*[C], Berlin: Language Science Press, 2024, 23-74.
- [15] Watumull, J., Hauser, M. D., Roberts, I. G., et al. 'On Recursion'[J]. *Frontiers in Psychology*, 2014, 4: 1017.
- [16] Johnson-Laird, P. N., Bucciarelli, M., Mackiewicz, R., et al. 'Recursion In Programs, Thought, and Language'[J]. *Psychonomic Bulletin & Review*, 2022, 29(2): 430-454.
- [17] 文旭、赵耿林. 认知拓扑语言学: 认知语言学的新趋势[J]. 东北师大学报(哲学社会科学版), 2017,(4): 2-6.
- [18] 王浩. 从数学到哲学[M]. 桂林: 广西师范大学出版社, 2024, 57-64.
- [19] Varzi, A. C. 'On the Boundary Between Mereology and Topology'[A], Casati, R., Smith, B., White, G. (Eds.) *Philosophy and the Cognitive Sciences*[C], Vienna: Hölder Pichler Tempsky, 1994, 423-442.
- [20] Fischer, D., Nozza, D., Hovy, D. 'Language Invariant Properties in Natural Language Processing'[J]. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 2021, 9: 162-178.
- [21] Fitz, S. 'The Shape of Words: Topological Structure in Natural Language Data'[A], Cloninger, A., et al. *Topological, Algebraic, and Geometric Learning Workshops 2022*[C], Proceedings of Machine Learning Research, Vol.196. Virtual: PMLR, 2022, 116-123.
- [22] Pérez, I., Reinauer, R. 'The Topological BERT: Transforming Attention into Topology for NLP'[A], *Advances in Neural Information Processing Systems 36 (NeurIPS 2022)*[C], arXiv preprint, arXiv: 2206.15195, 2022.

[责任编辑 王巍 谭笑]