

从“磁笼”到“智网”：表意 AI 视角下可控核聚变超导磁体突破的范式解读

From "Magnetic Cage" to "Intelligent Web": A Paradigm Interpretation of the Breakthrough in Controlled Nuclear Fusion Superconducting Magnets from the Perspective of Logographic AI

摘要

2026 年 6 月，中国科学院合肥物质科学研究院宣布，我国自主研制的聚变堆环向场超导磁体与高温超导中心螺管线圈相继完成验收测试，核心技术实现 100% 国产化，综合性能跃居国际前列。这一突破是材料科学、超导技术和极端工况工程设计的系统性胜利，也标志着聚变工程正从“经验驱动”迈向“智能设计”的关键阶段。

然而，当前 AI 在聚变领域的应用仍以数据驱动范式为主——无论是高通量材料筛选、等离子体控制还是知识图谱构建，其认知基元均为统计关联的 Token，难以满足聚变工程对可解释性、因果推理与跨尺度知识整合的根本需求。

本文基于“表意 AI”（Logographic AI, LAI）理论，从知识工程、复杂系统推理与材料设计三个维度，论证以“形根”（Morpho-Root）替代 Token 作为认知基元，为聚变超导磁体研发提供了一种从“统计拟合”走向“结构推理”的范式进路，并提出了一个面向聚变工程的“神经-符号双系统架构”与“形根网络”构建框架。

Abstract

In June 2026, the Hefei Institutes of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, announced that China's self-developed toroidal field superconducting magnet and high-temperature superconducting central solenoid coil for fusion reactors had successively completed acceptance tests, achieving 100% domestic manufacturing of core technologies and ranking among the world's best in overall performance. This breakthrough is a systematic triumph of materials science, superconducting technology, and extreme-condition engineering design. It also marks a critical phase in which fusion engineering is transitioning from "experience-driven" to "intelligent design."

However, current AI applications in the fusion domain remain dominated by the data-driven paradigm—whether in high-throughput material screening, plasma control, or knowledge graph construction, the cognitive primitive is the statistically associated Token, which is fundamentally incapable of meeting the essential demands for interpretability, causal reasoning, and cross-scale knowledge integration in fusion engineering.

Based on the theory of Logographic AI (LAI), this paper argues, from three dimensions—knowledge engineering, complex system reasoning, and materials design—that replacing the Token with the "Morpho-Root" as the cognitive primitive provides a paradigm pathway for fusion superconducting magnet R&D, moving from "statistical fitting" to "structural reasoning." Furthermore, it proposes a "Neuro-Symbolic Dual-System Architecture" and a "Morpho-Root Network" construction framework for fusion engineering.

关键词

可控核聚变；超导磁体；表意 AI；形根；结构推理；材料设计；神经-符号系统

Keywords

controlled nuclear fusion; superconducting magnet; Logographic AI; Morpho-Root; structural reasoning; materials design; neuro-symbolic system

一、引言：磁体突破中的“设计之问”

2026年6月27日，中国科学院合肥物质科学研究院等离子体物理研究所宣布了两项重大突破：环向场超导磁体完成研制验收，高温超导中心螺管线圈通过满工况参数测试。

环向场磁体长21米、宽12米、高3.3米，重582吨，是全球尺寸最大的聚变堆超导磁体，其储能是ITER同类磁体的3倍[2]。高温超导中心螺管线圈稳定载流60千安，储能6.03兆焦，关键指标达国际领先水平[2][3]。更关键的是，两套磁体全链条实现100%国产化，从超导带材、高强度低温不锈钢到特种绝缘材料，彻底打破国外技术垄断[2]。

这些突破的背后，是一系列艰难的设计决策——它们不仅关乎单个指标的优化，更涉及多重物理约束之间的根本性冲突。这一冲突可以抽象为一个“多目标物理冲突”问题：

- 追求高约束磁场，要求超导股线具有高工程电流密度和高占空比，但这会加剧导体的交流损耗，并在脉冲运行中引发剧烈的热-力耦合应力；
- 为实现60年设计寿命，材料必须具备极高的抗辐照损伤和抗疲劳能力，这往往意味着需要引入大量稳定基材和结构冗余，直接拉低了工程电流密度；
- 为控制巨型磁体的制造公差和成本，结构必须简化，但应力集中、失超传播、低温热收缩补偿等物理效应又呼唤着更加复杂的几何设计。

项目团队为此创新采用应力分散支撑结构与高低温混合磁体设计[2]，攻克十余项关键技术难题。然而，这种“经验驱动”的突破模式正面临边际收益递减的挑战。一个更深层的瓶颈在于“跨尺度模拟的计算壁垒”：传统多物理场耦合方法，难以将第一性原理尺度的材料辐照损伤（纳米级）、超导涡旋动力学（微米级）与磁体全局应力分布（米级）统一在同一计算框架内。各尺度之间依赖人工经验进行参数传递，信息损耗巨大，无法形成端到端的设计优化闭环。

当聚变工程从“原理验证”走向“工程化”时，我们如何让AI成为真正的“设计伙伴”——不仅能筛选候选方案，更能理解“为什么某种设计有效”、追溯“设计决策的因果链条”、整合“跨尺度的物理知识”、并在物理冲突的丛林中找到未被探索的帕累托最优解？这正是表意AI理论试图回应的核心命题。

二、当前聚变AI的成就与局限

近年来，机器学习在聚变领域的应用已取得显著进展。从等离子体状态预测与控制，到超导磁体设计与优化，再到聚变材料的高通量筛选——通过AI代理模型加速麦克斯韦方程求解，已能将超导磁体电磁行为模拟的时间大幅缩短[7]。在等离子体物理层面，深度强化学习已成功应用于托卡马克的实时磁控制，实现了对等离子体位形的高精度维持[8]。AI技术正被加速集成到磁体设计、优化、运维和智能制造的全链条中，在设计优化、性能评估、预测分析和实时决策等方面展现出不可或缺的能力[6]。在知识管理层面，研究人员已开始构建聚变领域的知识图谱，利用大语言模型进行命名实体识别与关系抽取，并通过检索增强生成（RAG）回答复杂的多跳科学查询。天府创新能源研究院的刘盼研究员团队也在探索

“人工智能协同大数据与高性能计算驱动聚变物理设计”，建立聚变知识图谱和材料参数库，试图打通数据孤岛[4]。

然而，这些进展仍局限于“统计拟合”范式，其根本局限体现在以下三个维度：

第一、知识图谱的“描述性”局限：当前的聚变知识图谱以实体-关系-实体的三元组（如“超导磁体—产生—磁场”）存储知识，其节点和关系大多是描述性标签。这种表示方式可以回答“是什么”，却难以回答“为什么”——即无法揭示“应力分散结构为何能降低热应力”“高低温混合设计如何协同工作”背后的物理因果链条。更致命的缺陷在于，三元组结构无法支持“反事实推理”。工程师在设计过程中天然需要追问：“如果不采用应力分散结构，而是增加径向支撑板厚度，热应力分布将如何变化？”“如果用钼替代钛，低温塑性是否会得到类似改善？”这些问题要求 AI 能够对因果图进行变量干预（do-calculus）[9]，而基于静态关联的知识图谱对此完全无能为力。

第二、材料筛选的“相关性”陷阱：当前机器学习工具通过统计学习寻找元素组合与性能之间的关联，但其推理过程是黑箱式的。当 AI 推荐某种合金成分时，它无法追溯特定元素的添加为何改善了材料的低温塑性——因为它不理解位错运动、晶界滑移与合金元素之间的物理因果。更令人担忧的是，统计模型容易落入“伪相关”陷阱：某种合金成分恰好与优异性能在训练数据中共现，可能是由于特定历史时期的研究热点和发表偏倚所致，而非真实的因果效应。在聚变材料这种“低数据、高成本、长周期”的领域，样本量稀缺使这一问题尤为严重。

第三、多学科知识整合的“碎片化”困境：聚变磁体设计涉及超导物理、结构力学、热工学、材料科学、中子学等多个学科。当前 AI 系统的 Token 处理方式将知识碎片化为统计单元，无法原生地表示“原子尺度的晶格缺陷如何影响宏观尺度的应力分布”这类跨尺度因果链。更关键的是，聚变工程中的物理效应本身是跨越学科边界的——例如，“失超传播”同时涉及超导态的破坏（物理）、焦耳热的产生（电学）、热传导与对流（热学）、热应力导致的机械变形（力学）和绝缘材料的击穿（材料学）。Token 化的处理方式将这些效应生硬地切分为独立的特征，破坏了它们之间的内在耦合。

简言之，当前聚变 AI 的本质是统计空间的“筛选助手”——它能高效地从已知方案中寻找“看起来像”最优的候选，却无法在因果理解的意义上“推理”设计，更无法执行“设计→反事实检验→因果归因→方案迭代”这一工程设计的核心认知循环。

三、表意 AI 的回应：从“统计拟合”到“结构推理”

表意 AI 理论[1]以“形根”替代 Token 作为认知基元，为解决上述局限提供了另一种路径。

刘深在《有根的智能——表意人工智能的范式革命》[1]中系统阐述了这一理论的核心诊断：当前主流 AI 范式“表音 AI”（Phonographic AI, PAI）——即“Token 主义”——本质上是一个“无根符号主义”系统。符号的意义完全由统计共现定义，而非内嵌于认知基元的结构之中。这一诊断对聚变 AI 的启示尤为深刻：当我们将“应力分散结构”仅仅视为一个与“热应力”“机械载荷”共现频率较高的 Token 时，AI 永远无法理解这三者之间的物理因果机制。它“认识”这个词，却“不懂”这个概念。

作为替代方案，形根被形式化为结构化三元组：

$$r = \langle S, A, R \rangle$$

其中 S 为符号标识, A 为内嵌固有物理属性与因果约束的属性集, R 为预设的逻辑关系函数集。与知识图谱三元组 (实体-关系-实体) 的本质区别在于: 形根的 R 不是外挂的描述标签, 而是物理定律的预编码函数——它定义了该形根与其他形根之间允许发生哪些物理因果、受到哪些约束、以及这些关系在数学上如何表达。需要强调的是, R 集中预编码的是物理定律的函数形式 (如“焦耳热是电流的二次函数”), 而非具体工况下的参数数值。后者属于形根网络中可学习的实例化层, 不在认知基元的定义范围内。

将这一框架映射至聚变超导磁体设计, 便得到“聚变形根”的概念。以“应力分散支撑结构”为例, 其形根可定义为:

```
r_应力分散 = (
    "应力分散支撑结构",
    {
        [+结构力学], [+热应力管理], [+机械强度],
        sigma_yield (屈服强度), E (弹性模量), alpha (热膨胀系数)
    },
    {
        disperses(应力分散支撑结构, 热应力),
        transfers(应力分散支撑结构, 机械载荷),
        compatible_with(应力分散支撑结构, 高低温混合设计),
        constrained_by(材料屈服强度, 设计安全系数)
    }
)
```

而对于更具物理深度的材料形根, R 集应直接编码物理函数关系。以“铌三锡超导体”为例:

```
r_Nb3Sn = (
    "铌三锡超导体",
    {
        [+超导], [+脆性陶瓷], [+应变敏感],
        T_c(B, epsilon): 临界温度是磁场 B 和机械应变 epsilon 的函数,
        J_c(B, T, epsilon): 临界电流密度函数,
    }
)
```

```

    σ_f: 断裂强度,

    E: 杨氏模量 (~150 GPa, 陶瓷特性)

},

{

    determines(T_c, J_c),

    is_a_function_of(J_c, [B, T, ε]),

    causes(机械应变 ε, 降低 J_c),

    reversed_by(降低 ε, 应力分散结构), // 因果边直接连接至工程形根

    constrains(σ_f, 安全设计),

    degraded_by(中子辐照, T_c) // 辐照损伤的因果边

}

}

```

在此设计中，物理规律不再是外部调用的工具或事后检查的规则，而是认知基元的构成性特征。当智能体推理“为何采用应力分散结构”时，它沿预设的因果路径遍历——热应力集中→应力分散结构通过几何设计将应力重新分布→材料屈服强度约束确保安全裕度→高低温混合设计协同优化热-力耦合响应。当推理“辐照如何影响磁体稳定性”时，它沿另一条因果边行走——中子辐照→超导体 T_c 退化→运行温度裕度收窄→失超风险上升→保护系统触发阈值需重新设定。每一步都可追溯、可解释。

这一设计从根本上改变了聚变 AI 的推理方式，下表给出了范式对比：

维度	当前范式（统计拟合）	表意 AI 范式（结构推理）
知识表示	Token/描述性三元组	形根（内嵌物理因果的结构化单元）
推理方式	统计关联/黑箱预测	因果遍历/沿预设物理关系边行走
可解释性	事后归因（“模型说……”）	事前透明（“因 A 且 A 导致 B，所以 C”）
设计能力	筛选“看起来像”的方案	推理“为什么可行”的设计
反事实推理	不支持（需重训练）	原生支持（沿因果边进行 do-干预）
跨尺度整合	Token 碎片化，跨尺度关联断裂	预设关系边连接不同尺度形根，构成物理因果桥梁

以跨尺度整合为例，形根网络的一条典型跨尺度链可能是：“辐照缺陷”形根→导致→“钉扎力增强”形根→双向影响（*钉扎增强提高 J_c ，但辐照脆化降低 σ_f* ）→“磁体稳定性”形根。这种“桥梁式”的因果连通，正是传统模拟方法和当前 AI 都无法提供的。

四、面向聚变工程的“形根网络”构想

基于上述框架，我们可以构想一个面向聚变超导磁体设计的“形根网络”，并将其嵌入一个更宏大的“神经-符号双系统架构”中。

4.1 聚变形根词表的构建

聚变形根词表涵盖三个层次，构成从微观物理到宏观系统的完整因果链：

材料层形根：如“铌三锡超导形根”“高强度不锈钢形根”“高温超导带材形根”“铜稳定基材形根”“低温绝缘材料形根”。每个形根内嵌其关键物理属性（临界温度、临界电流密度、屈服强度、辐照损伤阈值、热导率、电阻率）及其与工艺参数的逻辑关系。材料层形根的特殊之处在于，它们的属性往往是多个自变量的函数—— $J_c(B, T, \epsilon, \text{中子注量})$ ——这使得形根的 R 集必须具备处理多变量函数因果的能力。

结构层形根：如“D 形线圈形根”“应力分散支撑结构形根”“高低温混合磁体形根”“饼式绕组形根”“盒式支撑结构形根”。每个形根内嵌其力学行为模型（力-位移关系、应力-应变分布）及与材料层形根的约束关系。结构层形根的关键使命是将抽象的力学原理（如“拱形承载”“柔性补偿”）转化为与材料属性直接耦合的因果边。

系统层形根：如“等离子体约束形根”“磁体稳定性形根”“失超保护形根”“低温系统形根”“中子屏蔽形根”。每个形根内嵌系统级物理规律（安培定律、热传导方程、电路方程）及其与结构层形根的因果链。系统层形根体现的是“整体大于部分之和”的涌现效应——例如，“磁体稳定性”并非单个线圈稳定性的简单加总，而是涉及多线圈电磁耦合、冷却通道分布和失超传播动力学的复杂系统行为。

4.2 关系函数体系

预设五大语义关系，构成聚变机理推理的语法基础：

关系类型	函数名	物理语义	示例
因果	leads_to	A 直接导致 B 发生变化	电流升高→磁场增强→等离子体约束改善
抑制	inhibited_by	A 被 B 的效应所削弱/抵消	热应力集中→应力分散结构抑制局部屈服
组成	composed_of	A 在物理上由 B 构成	D 形线圈→超导绕组+支撑结构+绝缘层+冷却管
约束	constrained_by	A 的取值范围受 B 限制	运行电流密度 $\leq \min(\text{临界电流密度}, \text{工程电流密度上限})$
协同	synergizes_with	A 与 B 的联合效应大于各自独立效应之和	高低温混合设计→低温段提供高场+高温段提供柔性补偿

其中，“约束”关系从原版的“材料屈服强度→设计安全系数”扩展为不等式形式，使其更精确地表达了工程设计中的边界条件。而“协同”关系则专门捕获了聚变磁体设计中的非线性耦合效应——这正是经验设计中最难把握、也最容易出现“意外”的地方。

4.3 推理机制：算法化描述

当聚变工程师提出设计目标（如“中心螺管线圈需在 60 千安载流下稳定运行 10 万次脉冲”），形根网络执行以下推理流程。这一流程可被形式化为一个异构因果图上的约束满足与因果遍历问题：

（1）**种子激活**：查询解析器识别设计目标中的核心概念，激活“中心螺管线圈形根”“高温超导形根”“大电流导体形根”“脉冲运行形根”。激活不仅仅是“点亮”这些节点，而是将节点的 A 集（属性）和 R 集（关系函数）加载到推理工作内存中。

（2）**约束传播**：沿预设约束边，将设计要求分解为子目标并传播至下游形根。这一步骤本质上是在因果图上执行一种变分消息传递——60 千安载流→导体截面积÷临界电流密度→材料选择→制备工艺可行性；10 万次脉冲→疲劳寿命约束→应力幅值上限→结构设计参数。每一条约束边都携带着物理方程，确保传播过程具有物理一致性。

（3）**因果遍历**：从“电流”这一核心变量出发，沿因果边进行广度优先遍历——电流→焦耳热→温度梯度→热应力→应力分散结构→材料屈服强度检查→安全裕度评估。同时激活失超因果链——电流→扰动能量→温度扰动→超导态破坏风险→失超保护响应时间约束。

（4）**冲突检测与松弛**：检查激活的形根属性之间是否存在不可通约的约束冲突。这是一个典型的部分可满足问题（Partial MAX-SAT）——例如，“目标载流 60 千安”所需的导体截面积与“结构紧凑性”形根的内禀约束可能冲突；高载流需要大量铜稳定基材以保证失超安全，但这会增加线圈质量，与“支撑结构轻量化”冲突。形根网络不简单地报告“无解”，而是通过松弛低优先级约束，寻找帕累托前沿上的可行方案集合。

（5）**方案生成与解释**：输出候选设计方案，每个方案附带其完整的决策子图——从设计目标到材料选择、从物理因果到约束满足的完整路径。工程师可以点击子图中的任意节点，查看“为什么选择这个参数”的完整因果链。每一轮设计迭代的可追溯性，确保了知识积累和错误审计的可能性。

五、结论：从“磁笼”到“智网”——神经-符号双系统架构的提出

中国可控核聚变超导磁体的突破，不仅是工程能力的胜利，也为 AI 在聚变领域的角色提出了新的追问。

当前聚变 AI 的“统计拟合”范式，可以在海量数据中高效“筛选”方案，却难以“理解”设计决策背后的物理因果。而表意 AI 的“结构推理”范式，为聚变工程提供了一种让 AI 从“筛选助理”进化为“设计伙伴”的可能路径。

我们在此明确提出一种互补架构——聚变工程的“神经-符号双系统架构”：

- **系统 1（快速直觉系统）**：基于数据驱动的表音 AI（PAI），负责高通量材料筛选、等离子体实时控制、异常检测与模式识别。它是聚变 AI 的“外围视觉”——快、广、但不可解释。
- **系统 2（慢速推理系统）**：基于表意 AI（LAI）的形根网络，负责因果推理、设计方案验证、反事实分析与跨尺度知识整合。它是聚变 AI 的“中央凹”——慢、深、但可追溯。

这两个系统并非竞争关系，而是协同关系。PAI 负责从海量文献和实验数据中提取候选关系，LAI 负责将这些关系固化为可计算的形根网络；PAI 负责快速生成候选方案池，LAI 负责对方案进行因果验证、冲突检测与帕累托优化。刘盼研究员团队正在构建的聚变知识图谱[4]，恰好可以作为形根网络构建的初始数据来源——知识图谱提供“关系假说”，形根网络将其升级为“因果律令”。

当 AI 系统不再将“应力分散结构”“高低温混合设计”“铌三锡超导”视为无意义的 Token 碎片，而是将它们视为内嵌物理因果的“形根”时，AI 便能在因果地图上“行走”——每一步推理都透明、可追溯，每一次设计决策都有据可依，每一个工程突破都可以被解构、被学习、被复用。

从“磁笼”到“智网”——聚变工程需要的不仅是更强的磁场，更是更聪明的智能。而“更聪明”的含义，不是“算得更快”，而是“理解更深”。正如表意 AI 理论所宣告的：智能必须有根，文明必然有魂。

最后需要指出，本文提出的形根网络目前尚处于概念框架阶段。其形式化定义的完备性、推理机制的计算效率、以及在真实聚变工程设计任务中的有效性，尚需后续工程验证。作为迈向工程部署的第一步，形根的基础数据结构与关系推理原型已在 GitHub 开源仓库（WindSeaAI/OpenMorpho）中初步实现[10]，但其与聚变领域真实设计数据的对接与全链路测试仍有待推进。将该框架从理论构想推进至可部署的工程设计工具，是下一步研究的关键任务。

参考文献

- [1] Liu, S. (2026). The Rooted Intelligence: The Paradigm Revolution of Logographic AI. ChinaXiv. T202606.00352. <https://chinaxiv.org/businessFile/T202606/T202606.00352v1/T202606.00352v1.pdf>
- [2] 戴威. (2026-06-27). 我国在聚变堆超导磁体研发领域取得新突破. 新华社. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1869116568792069049&wfr=spider&for=pc>
- [3] 央广网. (2026-06-28). 国产“磁笼”筑牢“人造太阳”根基 我们距离无限清洁能源还有多远? https://tech.cnr.cn/gstj/20260628/t20260628_527679854.shtml
- [4] 南华大学核科学技术学院. 天府创新能源研究院刘盼研究员应邀为我院师生作学术报告[EB/OL]. (2023-05-30). <https://hjxy.usc.edu.cn/info/1410/8100.htm>.
- [5] 张小西, 段思哲, 高宝峰, 等. 大数据与 AI 技术在磁约束聚变领域的应用与展望[J]. 实验技术与管理, 2025, 42(4): 1-13. DOI:10.16791/j.cnki.sjg.2025.04.001.
- [6] Yazdani-Asrami, M., et al. (2023). Advancements in artificial intelligence for superconducting magnet design and operation. Superconductor Science and Technology, 36(7), 073001. DOI:10.1088/1361-6668/acd9e1
- [7] Lu, L., et al. (2021). Learning nonlinear operators via DeepONet based on the universal approximation theorem of operators. Nature Machine Intelligence, 3(3), 218 – 229. <https://doi.org/10.1038/s42256-021-00302-5>
- [8] Degraeve, J., Felici, F., Buchli, J., et al. Magnetic control of tokamak plasmas through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2022, 602(7897): 414-419. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-04301-9>

[9] Pearl, J. (2009). Causality: Models, Reasoning, and Inference (2nd ed.). Cambridge, UK: Cambridge University Press.

[10] WindSeaAI. OpenMorpho: Logographic AI Morpho-Root data structure and relational reasoning prototype[CP/OL]. GitHub. <https://github.com/WindSeaAI/OpenMorpho/tree/main/OpenMorpho>.