

羲核启明：利用大语言模型进行核聚变科学知识传播

王道, 杨清泉*, 王福灵, 陈强, 吴文滔, 金字, 姜精涛, 金李烨,
江波, 孙登第, 吕皖丽, 陈美文, 陈泽华, 徐国盛, 汤进*

摘要—核聚变是人类获取无限能源最有前景的途径之一。当前, 随着人工智能的快速发展, 核聚变研究也进入了关键发展阶段。如何让更多人了解核聚变并参与其研究, 是加速核聚变实现的重要途径之一。本文提出了核聚变领域的首个大模型——羲核启明, 该模型基于开源大模型 Qwen2.5-14B 进行监督微调而得。我们收集了多源核聚变相关知识用于支持模型训练, 包括公共爬虫数据、电子书、arXiv 预印本论文、学位论文等。在模型掌握核聚变领域知识后, 我们进一步引入思维链增强其逻辑推理能力, 使羲核启明能够提供更加准确、合乎逻辑的回答。此外, 我们构建了一套包含 180 多道问题的测试问卷, 用于评估该科普大模型的对话能力。大量实验结果表明, 我们的核聚变对话模型羲核启明在回答科普知识方面表现良好。

关键字: 等离子体, 大语言模型, 基础模型, 核聚变, 科普传播

I. 引言

尽管目前已有多种形式的能源, 如太阳能、风能、煤炭、石油和天然气等, 但能源问题一直是困扰人类的关键问题之一, 例如可再生能源的周期长和环境污染。随着物理学的快速发展, 人类已经熟悉了核能, 并成功将核裂变技术应用于发电。然而, 核裂变容易产生具有核辐射的废料, 且原材料昂贵, 因此核裂变并不是理想的未来能源。与核裂变相比, 核聚变具有几个关键优势, 例如燃料丰富、能量产出高、废料少、环境友好、固有安全性和非扩散性。尽管聚变优势明显, 但仍存在较多的技术障碍, 包括如何实现和维持聚变的极端条件以及如何高效地将聚变能转化为电能。

为了应对这些挑战, 全球许多国家已经建立或正在建设核聚变装置, 以探索这一未来能源。具体而言, 中

国建造了 EAST 大型科学装置, 美国建造了 DIII-D, 欧盟建立了 JET, 还有多国共同建造的 ITER 装置等。目前, 核聚变研究仍主要集中在科学实验和物理模型设计上。尽管过去取得了显著进展, 但要实现真正的正能量输出, 仍有很长的路要走。

为了帮助更多人了解核聚变, 特别是基本概念和工作原理, 并使更多人能够更快地了解这一领域, 本文提出了一种新型的核聚变对话大语言模型, 称为羲核启明。为了预训练这个大语言模型, 我们收集了多源的核聚变相关文档, 如表 I 所示, 来源包括公共爬虫数据、中国知网论文、电子书、arXiv 预印本论文和学位论文。然后, 我们使用大模型 DeepSeek V3 [1] 将这些信息处理问答对 (约 3.7 亿个 token), 总计超过 100 万个高质量问答对作为训练大模型的语料库。我们在基础模型 Qwen2.5-14B [2] 上进行了监督微调。为了增强模型的推理能力并提供更详细和逻辑性强的回答, 我们进一步探索了思维链 (Chain-of-Thought, CoT) [3] 技术, 以提高模型的问答能力。此外, 我们邀请了核聚变领域专家准备了包含 184 个问题的测试问卷, 以评估羲核启明的问答能力, 如图 3 所示。

羲核启明的特点可以总结如下:

- **[首个核聚变大模型]** 这是首个面向等离子体核聚变领域的大语言模型, 能够有效支持核聚变科普, 提升公众对该领域的理解。
- **[开源与双语对话]** 羲核启明以开源大模型 Qwen2.5-14B [2] 为基础进行微调, 支持中文与英文的双语对话, 并展现出较强的泛化能力。
- **[融合知识增强训练]** 我们从多个来源收集了大规模数据集来支持自监督训练, 使大语言模型能更专业地回答核聚变领域的问题。
- **[逻辑对话]** 通过引入思维链推理技术, 羲核启明大模型能够提供更详细、逻辑性更强的回答。

* 王道, 杨清泉*, 王福灵, 陈强, 吴文滔, 金字, 姜精涛, 金李烨, 江波, 孙登第, 吕皖丽, 陈美文来自安徽大学, 合肥。(email: xiaowang@ahu.edu.cn)

• 杨清泉, 徐国盛来自中国科学院等离子体物理研究所, 合肥。

• 陈泽华, 来自清华大学计算机科学与技术学院, 北京。

* 通讯作者: 杨清泉, 汤进 (email: yangqq@ipp.ac.cn, tangjin@ahu.edu.cn)

• [全新测试问卷] 我们提出了一套核聚变科普问答题, 从多个角度考察核聚变相关知识, 能够有效测试大模型对该领域知识的掌握程度。

本文的其余部分组织如下: 我们在第 II 节介绍大型语言模型、核聚变和思维链相关的研究工作。随后, 在第 III 节介绍羲核启明大语言模型, 重点包括数据收集与预处理、网络架构以及优化策略。第 IV 节描述了用于评估的核聚变相关问题。我们在第 V 节介绍实验, 重点对比羲核启明与其他大语言模型的表现, 并进行问答案例的可视化分析和局限性探讨。最后, 我们在第 VI 节对全文进行总结。

II. 相关工作

在本节中, 我们将回顾大型语言模型、核聚变以及思维链相关的研究工作。更多相关研究可参考以下综述 [4] 以及论文列表¹。

A. 大语言模型

大型语言模型 (LLMs) 在语言理解和处理复杂任务的文本生成方面展现出了卓越的能力 [5]–[7]。具体而言, 由 OpenAI 开发的 GPT-3.0 [8] 是首个在工业界取得成功的大型语言模型, 拥有 1750 亿参数, 使其在自然语言任务中表现出色。其成功推动了大型语言模型的快速发展, 催生了更先进的版本, 如 GPT-4 [9], 该模型具备更强的推理能力和更广泛的知识覆盖。OpenAI o1² 因其卓越的复杂推理能力而受到关注, 该模型结合强化学习和 Chain-of-Thought 训练, 在 GPQA 数据集的物理、生物、化学基准测试中超越了人类博士水平 [10]。

LLaMA [11] 采用小模型, 大数据的策略, 打造高性能模型。LLaMA-1 [11] 提供四种参数规模: 7B、13B、30B 和 65B, 并在超过 1 万亿 (1T+) 个 token 上进行训练; LLaMA-2 [12] 训练数据量扩展至 2T token, 将上下文长度加倍至 4,096, 并引入 GQA (组查询注意力机制); LLaMA-3 [13] 支持 8K 上下文窗口, 采用 128K 词汇表, 在超过 15T token 规模的数据上训练, 在推理、代码生成和指令跟随能力方面达到了最先进的水平。

Gemini [14] 是 Google 最先进的 AI 模型, 分为 Ultra、Pro 和 Nano 三个版本, 支持多种应用场景, 专注于复杂推理、多模态理解和编程能力。Claude³ 由

Anthropic 开发, 是一款类似 GPT 的 AI 模型, 强调安全性、可靠性和对齐性, 并已发布多个改进版本。

另一方面, Qwen [15] 始终专注于基础模型的技术发展, 从最初版本不断演进至最新的 2.5 版本。与上一代相比, Qwen2.5 [2] 在理解能力、逻辑推理、指令跟随以及编程能力方面取得了显著提升, 且其中文能力仍然处于行业领先水平。DeepSeek-V3 [1] 拥有 6710 亿参数, 其中 370 亿参数被激活, 在知识问答、长文本处理、代码生成和数学推理等方面表现与顶级模型相当, 同时具备更高的计算效率。

科大讯飞的星火大模型⁴ 在客户服务、教育和医疗等自然语言处理应用领域表现出色。天工大模型⁵ 是中国首个双万亿参数模型, 在内容创作、逻辑推理和数学计算等任务上超越 ChatGPT, 并为智能搜索、推荐系统和虚拟助手提供高效支持。

此外, 百川 [16]、文心一言 [17]、豆包⁶、商量⁷ 和 Bing Chat⁸ 等大型语言模型各具特色, 涵盖多模态处理、代码生成、对话交互等多种能力, 推动人工智能在各个领域的深入应用, 加速技术迭代与创新。

B. 核聚变

随着核聚变技术的进步, 深度学习在核聚变研究中的应用日益广泛, 助力解决复杂的物理问题并优化实验流程, 例如 Q 分布预测 [18], [19]、等离子体状态预测、托卡马克控制优化以及等离子体诊断等。

Yamaguchi 等人 [20] 采用遗传算法优化三维 B 样条曲线的控制点, 以解决仿星器 (stellarator) 外部线圈的设计与优化问题。Hu 等人 [21] 通过开发基于随机森林的实时破裂预测器 (DPRF), 解决了 EAST 托卡马克高密度放电中的实时破裂预测与缓解问题, 提高了破裂报警的准确性并降低了破裂损害。Schmidt 等人 [22] 使用深度卷积神经网络 (CNN) 从快离子损失探测器和成像中性粒子分析仪 (INPA) 中重建快离子速度分布。PlaNet [23] 采用物理引导的深度学习方法, 实现了快速且精确的等离子体平衡及分界面重建。Inoue 等人 [24] 结合支持向量机 (SVM)、冗余逻辑和自适应电压分配方案, 以降低垂直位移事件 (VDEs) 对第一壁的不对称热负荷及对导电材料的电磁负荷风险。SExFC [25] 结合循

¹https://github.com/Event-AHU/AI_for_Controllable_Nuclear_Fusion/blob/main/Survey_Paper_list.md

²<https://openai.com/index/learning-to-reason-with-llms/>

³<https://claude.ai>

⁴<https://xinghuo.xfyun.cn/>

⁵<https://www.tiangong.cn/>

⁶<https://www.doubao.com/chat/>

⁷<https://chat.sensetime.com/>

⁸<https://copilot.microsoft.com/>

环神经网络 (RNN) 算法, 并利用门控循环单元 (GRU) 对基于径向剖面的磁通演化进行迭代预测。Zhang 等人 [26] 在 HL-2A 放电实验中应用 YOLO (You Only Look Once) [27]–[29] 识别离子回旋辐射 (ICE), 以增强磁流体力学 (MHD) 不稳定性相关的快离子诊断能力。Sun 等人 [30] 开发了一个多层感知机 (MLP) 神经网络模型, 作为动理学平衡拟合 (EFITs) 的代理, 并研究了不同诊断数据与机器执行器控制对平衡重建准确性的影响。Wan 等人 [31] 采用基于 Transformer 的模型, 实现了实验先进超导托卡马克 (EAST) 中最后闭合磁通面 (LCFS) 的实时重建。

一些研究者采用卷积神经网络 (CNNs) [32]–[37]、多层感知机 (MLPs) [36]–[41] 或长短期记忆网络 (LSTMs) [41]–[43] 作为他们的骨干网络, 解决核聚变研究中的各种关键挑战。越来越多的学者将人工智能 (AI) 方法应用于核聚变领域, 预计 AI 将加速核聚变能源的商业化进程。

C. 思维链

思维链 (CoT) [3] 是人工智能领域广泛应用的推理方法, 特别是在解决复杂推理任务时。思维链的核心思想是将问题解决过程分解为一系列逻辑上连贯且相互关联的步骤, 使得模型能够逐步得出最终答案。Wei 等人 [3] 首次将思维链提示引入到大型语言模型中, 旨在提高它们在复杂推理任务中的表现。Feng 等人 [44] 解释了思维链如何增强大型语言模型 (LLMs) 解决复杂任务的能力, 并验证了其有效性。Kojima 等人 [8] 模拟了思维链过程, 并通过使用简单的提示 “Let’s think step by step” 解决了具有少量示例的大型语言模型在复杂推理任务中的能力。Hao 等人 [45] 提出了连续思维链 (Coconut), 将推理从语言空间转移到潜在空间, 解决了由于语言限制导致的复杂推理任务中的效率和性能挑战。诸如 [46]–[49] 等研究旨在解释思维链的工作原理。同时, [50]–[54] 采用思维链提示来微调大型语言模型, 提升其在特定领域的能力。我们也旨在通过思维链方法使大型语言模型成为核聚变领域的专家, 为核聚变研究人员提供支持。

III. 羲核启明模型

在本节中, 我们将首先介绍数据收集和预处理, 然后重点讨论网络架构、思维链技术的推理和优化的细节。

表 I
不同类别训练数据的分布。

数据来源	比例	占用空间
公共爬虫数据	73%	28.9GB
知网论文	4%	1.49GB
电子书	3%	1.44GB
arXiv 预印本论文	10%	3.96GB
学位论文	10%	3.94GB

A. 数据收集和预处理

在本文中, 我们构建了一个大规模的核聚变语料库数据集, 包括 120 万对问答对。具体来说, 在数据收集阶段, 我们通过多个渠道收集数据, 确保数据集的多样性和高质量, 包括通用爬虫数据、电子图书馆和学术论文数据库。如表 I 所示, 我们展示了数据来源及其比例。其中, 73% 来自通用网站的网络爬虫, 24% 来自学术论文数据库, 剩余的数据来自电子图书馆。

通过上述过程, 我们收集了大量与核聚变相关的书籍、文档和学术论文。为了适应模型训练, 我们对这些数据进行预处理, 并提取出可以用于大型语言模型训练的问答对。如图 1 所示, 我们将收集到的与核聚变相关的数据按批次输入到大型语言模型 (在我们的实现中采用了 DeepSeek V3 [1]), 该模型随后自动生成问答对。为了让用户与 LLM 之间的交互过程对齐, 每个问答对包括五个部分: 指令、输入、输出、系统提示和历史, 其中输入、系统提示和历史可以为空。更具体地说, 指令提示为: “你是一个乐于助人的助手。根据输入文本的语言, 生成高度专业和技术性的核聚变问答对, 用于高级教育目的。确保问题是具体的、以研究为导向的, 并涵盖核聚变的关键方面或挑战, 如等离子体约束、能源效率或托卡马克设计。如果文本为中文, 则生成中文问答对; 如果文本为英文, 则生成英文问答对。确保格式一致: Q: question> A: <answer>。”。生成的输出问答对如图 1 底部所示。这一数据集为构建一个全面和互动的核聚变知识系统奠定了基础, 促进了核聚变领域的问答、摘要和知识探索等任务。

B. 网络结构

在给定问题和指令提示的情况下, 我们首先将它们嵌入到 token 表示 X_q 和 X_p 。然后, 这些 token 被输入到羲核启明模型中进行答案生成。羲核启明是基于大语言模型 Qwen2.5-14B [2] 开发的, 该模型采用 Transformer 解码器架构, 包含 48 层 Transformer (40

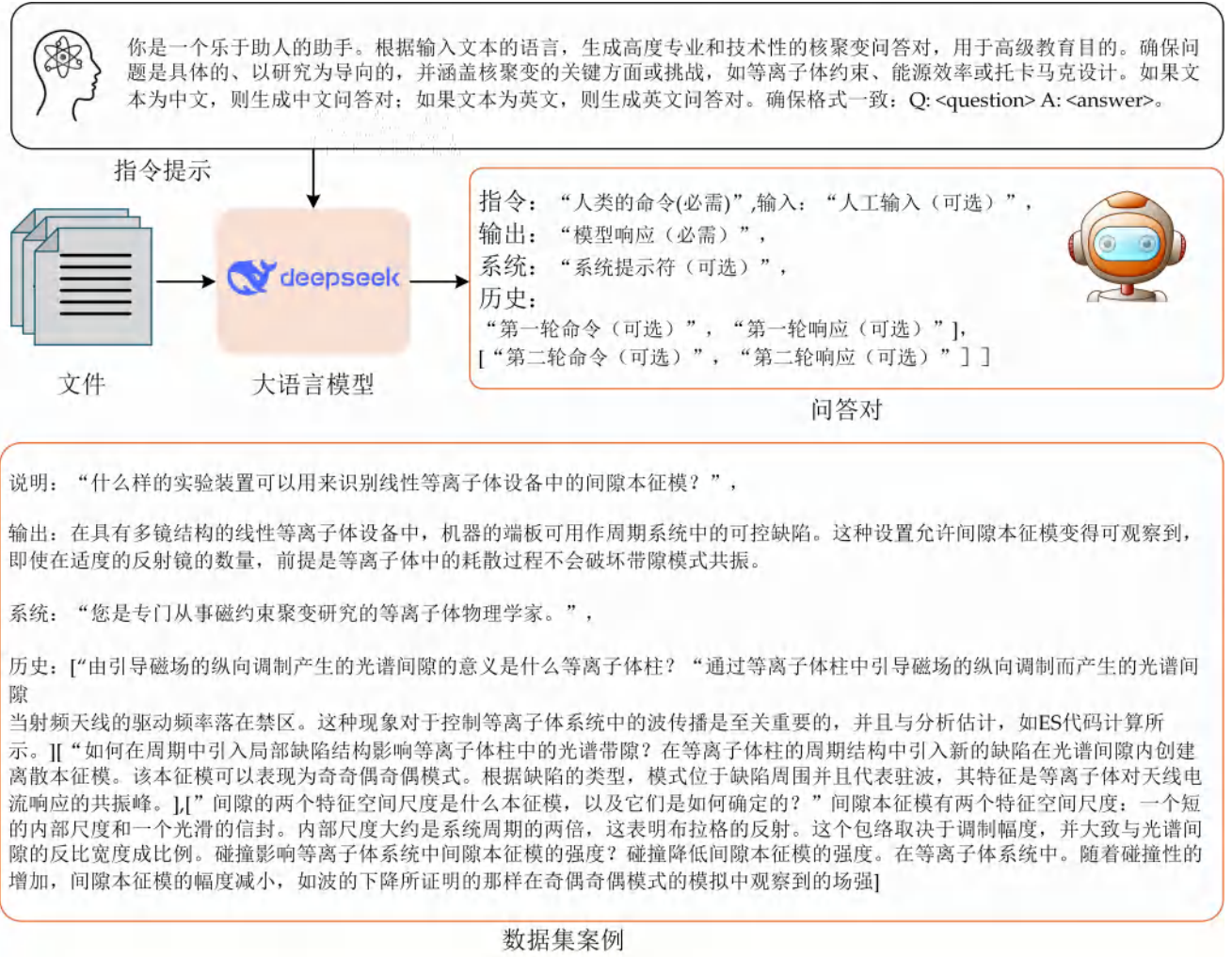


图 1. (上) 使用大型语言模型生成问答训练数据的流程; (下) 用于训练的问答样本实例。

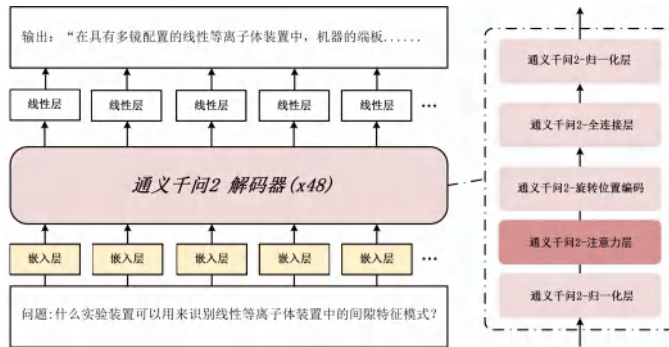


图 2. 羲核启明网络架构概览。

个注意力头)，如图 2 所示。其核心模块是自注意力机制 (self-attention)，用于建模输入令牌之间的全局关系：

$$Attention(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V, \quad (1)$$

其中， Q, K, V 由输入 token X 计算得到， $\sqrt{d_k}$ 是处理后的令牌维度。

该模型支持 128K 的上下文长度和 8K 的生成长度，大幅提升了其处理长序列和表示多维信息的能力。为了进一步优化性能，羲核启明集成了多项先进技术，包括用于提高 KV 缓存利用率和计算效率的分组查询注意力 (Grouped Query Attention, GQA)、增强非线性建模能力的 SwiGLU 激活函数、提升对不同长度序列适应性的旋转位置编码 (RoPE)、用于强化上下文信息捕获的 QKV 偏置，以及稳定梯度流、确保训练稳健性的 RMSNorm (预归一化)。这些集成技术使羲核启明在序列处理、上下文理解和知识表示方面表现出色，能够高效应对各种自然语言处理任务，并满足不同行业的复杂需求。

该模型采用 Apache 2.0 许可证授权，允许用户自由使用、修改和分发，但需遵守相应的许可条款。

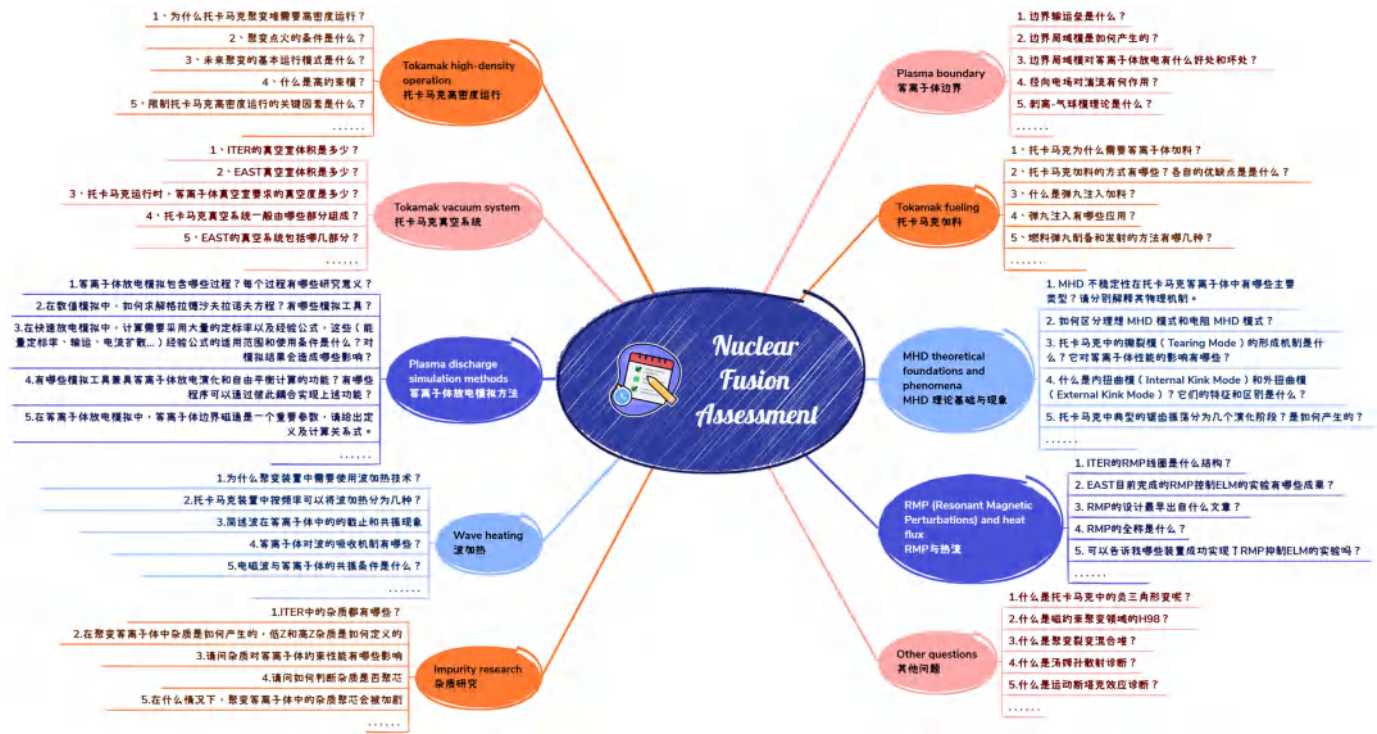


图 3. 我们提出的核聚变评估概览。

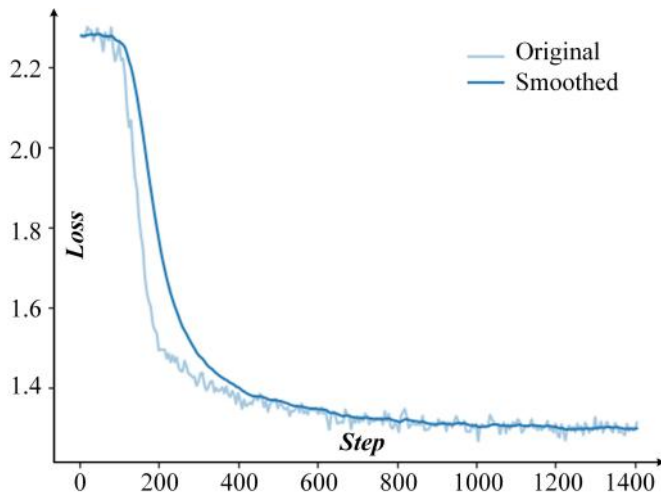


图 4. 训练损失随着迭代次数的增加而减少。

为了进一步提升获得答案的性能, 我们采用了思维链 (CoT) 技术, 它可以增强推理能力, 使得生成的答案更加详细且逻辑性更强。如图 5 所示, 我们希望羲核启明从以下几个方面尽可能全面地回答问题: 1). 问题的背景介绍。2). 术语定义和案例分析。3). 多角度推理与替代解决方案的探索。4). 实际案例和现实应用的验证。5). 总结与互动指导。此外, 我们还提供了八个问答样本作为提示, 指导语言生成。图 6 中展示了其中

一个提示的示例。在思维链技术的指导下, 羲核启明生成高质量答案的能力得到了显著提升, 这在我们实验中的案例分析中得到了验证。

C. 优化

监督微调 (Supervised Fine-Tuning, SFT) 是羲核启明训练过程中的关键阶段, 尤其是在核物理、等离子体物理和核聚变等专业领域的性能提升方面。针对特定任务, 采用了多种优化策略。为了增强长文本生成, 开发了专门的数据集, 并采用回译技术生成高质量的查询对。这些查询对进一步通过 DeepSeek 模型进行精细化处理, 确保语义和逻辑的一致性。在数学和物理公式推导方面, 引入了 Qwen2.5-Math 推理链数据, 模拟逐步推理过程, 显著提高了与公式相关的任务表现。通过构建涵盖演绎推理、归纳推理、类比推理、因果推理和统计推理的数据集, 增强了逻辑推理能力, 使模型能够系统地处理复杂的推理任务。

此外, 鉴于大量高质量的核物理文献主要以英语为主, 特意增强了模型的跨语言迁移能力。通过对多语言响应与原始内容之间的语义一致性进行严格评估, 确保了羲核启明能够准确理解并生成多语言领域特定内容, 满足跨语言知识检索的需求。通过这些架构上的进展和优化策略, 羲核启明在长文本生成、领域特定知识表示、

你是一个乐于助人的助手。根据输入文本的语言，生成高度专业和技术性的核聚变问答对，用于高级教育目的。确保问题是具体的、以研究为导向的，并涵盖核聚变的关键方面或挑战，如等离子体约束、能源效率或托卡马克设计。如果文本为中文，则生成中文问答对；如果文本为英文，则生成英文问答对。确保格式一致：Q: <question> A: <answer>。

你需要尽可能从以下几个方面全面回答问题：

1. 问题的背景介绍。
2. 术语定义和案例分析。
3. 多角度推理与替代解决方案的探索。
4. 实际案例和现实应用的验证。
5. 总结与互动指导。

• 多层次背景分析与局限性提示

在回答任何问题之前，首先进行多层次的背景知识分析，以确保用户能够理解相关领域的基本概念。特别是在处理诸如人工智能和核聚变等复杂问题时，提供清晰的基础解释至关重要。同时，我会明确指出我的大语言模型的局限性，例如无法访问实时数据以及无法进行实际实验。

• 术语定义与案例分析

对问题中的关键术语逐一进行详细定义，并通过具体示例或应用场景来帮助用户理解。这不仅仅是对术语的字面解释，还需要通过实例展示这些术语在现实世界中的应用。例如，如果问题涉及“等离子体约束”，需要详细解释等离子体约束的物理原理，并结合托卡马克等实验设备来说明这一概念。

• 多角度推理与替代方案探索

在面对用户的具体问题时，需要至少采用三种不同的方法进行推理，并从多个角度进行分析。通过这种全面的讨论，确保从不同的技术路径或理论框架得出结论，并提供多种可行的解决方案。如果某个推理过程存在漏洞或错误，需要及时识别并进行反思，同时采用另一种方法进行修正。

你需要测试和验证所有可能的解决路径，充分考虑它们的优缺点，并确保提供的信息准确且经过深思熟虑。例如，如果问题涉及人工智能如何助力核聚变，你需要从不同的技术路径（如强化学习、神经网络和专家系统）进行分析，并针对每种方案提出潜在挑战及改进方法。

• 验证实际案例和真实世界应用

基于理论分析，你需要结合实际案例或实验项目，帮助用户理解这些技术如何在现实中应用。通过分析已知的科学研究项目或工业应用，展示这些方法的有效性和实际成果。如果现实中存在类似的成功案例，我会提供这些案例作为参考，并讨论其应用前景与挑战。

• 总结与互动引导

在回答的最后，需要对主要的技术分析和解答进行总结，帮助用户提炼问题的关键点。除了总结之外，还需要引导用户提出进一步的问题或展开讨论，从而建立持续的互动关系，确保用户在理解过程中能够获得更多支持和帮助。

• 重要提示

在推理过程的每个步骤中，需要特别注意指出可能存在的局限性，保持透明和诚实，避免给出过于绝对的结论。同时，鼓励用户在不定时查阅更多资料或进行实际实验来验证。如果问题是中文，回答也应使用中文。

以下是一些问题示例：

QA-Prompt 1 QA-Prompt 2 QA-Prompt 3 QA-Prompt 4 QA-Prompt 5 QA-Prompt 6 QA-Prompt 7 QA-Prompt 8

图 5. 羲核启明中使用的思维链提示示意图。有关 QA-Prompt 的详细信息，请参见 Fig. 6。

Question: What are the primary objectives of trace tritium experiments in ITER's H-mode plasmas?

(Chinese: ITER的H模等离子体中微量氚实验的主要目标是什么?)

背景介绍

国际热核聚变实验堆 (ITER) 是目前世界上最大的核聚变研究项目之一, 旨在证明核聚变作为大规模能源的可行性。H模式等离子体状态是托卡马克装置中的一种高效能运行模式, 它在一定条件下能够显著减少能量损失并提高等离子体的约束性能。氚追踪实验在ITER的H模式等离子体中扮演着重要角色, 因为它们对于理解燃料循环、等离子体行为以及核聚变反应的实际效率至关重要。

名词定义与实例分析

****H模式等离子体**:** 这是指在特定加热功率之上, 托卡马克中的等离子体表现出边缘输运垒的现象, 即等离子体边缘处的能量和粒子输运显著减小, 从而形成一个高密度、高温的核心区域。

****氚追踪实验**:** 这些实验涉及向等离子体注入微量的氚, 以监测其在等离子体内的分布、反应率及排出情况。通过这种方式, 研究人员可以评估等离子体内燃料的混合程度、燃烧效率及其对装置壁材料的影响。

多角度推理与替代解答探索

1. ****燃料管理角度**:** 了解氚在等离子体中的行为对于未来核聚变电站的燃料循环设计至关重要。从这个角度看, 氚追踪实验帮助科学家优化燃料加载和回收策略。

2. ****物理过程探究**:** 通过观察氚在等离子体中的扩散和燃烧特性, 科学家们能够更好地理解等离子体内部的动力学过程, 包括能量传输和粒子输运机制。

3. ****工程挑战考量**:** 考虑到氚的放射性以及处理时的安全要求, 这些实验也测试了ITER系统在实际操作条件下的安全性和可靠性。

实际案例与现实应用验证

一个相关的实例是JET (联合欧洲环形加速器) 中的氚-氚实验, 该实验提供了关于等离子体行为和能量输出的重要数据。尽管JET并非专门针对H模式进行设计, 但它的成果为ITER的设计和运营提供了宝贵的经验教训。

总结与互动式引导

综上所述, ITER中H模式等离子体的氚追踪实验主要目标在于提升我们对燃料循环的理解、优化等离子体性能以及确保设备的安全可靠运行。然而, 值得注意的是, 由于技术限制, 某些实验结果可能需要进一步验证。你是否有关于具体实验细节或理论框架的问题? 或者想了解更多关于如何将研究成果应用于未来的核聚变电站的信息?

图 6. 思维链提示中使用的八个问答对示例之一。

逻辑推理和多语言能力方面取得了显著提升, 为核物理和等离子体研究相关任务提供了强有力的支持。如图 4 所示, 损失随着迭代次数平稳下降。

IV. 核聚变评估

为了测试我们大模型的能力, 本文提出了一份核聚变领域的评估试卷, 包含超过 180 个问题, 涵盖了约 10 个核聚变知识方面, 包括 RMP 和热通量、MHD 理论基础与现象、托卡马克燃料供给、托卡马克高密度操作、托卡马克真空系统、等离子体放电模拟方法、波加热、杂质研究、等离子体边界以及其他通用问题, 如图 3 所示。关于核聚变评估的更多细节, 请访问我们的 GitHub 页面。

V. 实验

A. 案例研究

如图 7 和图 8 所示, 我们展示了几个由羲核启明大型语言模型返回的问答对。具体来说, 对于图 7 中的第一个问题“什么是颗粒注入燃料?”, 羲核启明模型首先给出简要解释。然后, 它从四个方面概述了燃料注入的关键步骤, 以及颗粒注入燃料在核聚变装置中的作用。最后, 模型总结了上述回应, 并列出了实现这一目标的具体聚变装置。如图 9 所示, 羲核启明模型在英语聊天中表现出色。从我们模型的回应中可以看出, 羲核启明能够帮助核聚变领域的新人更快、更深入地理解该概念。

B. 思维链提示的有效性

如图 10 所示, 当被问及“核聚变点火的条件是什么?”时, 带有思维链提示的羲核启明模型首先提供了

Question: 什么是弹丸注入加料？

弹丸注入加料（Pellet Injection）是一种在核聚变装置中向等离子体中引入燃料（如氘或氚）的常用方法。这种方法通过将固体燃料弹丸以高速注入等离子体中，使其在等离子体中迅速蒸发，从而为等离子体提供额外的燃料。弹丸注入加料的主要目的是提高等离子体的密度，确保核聚变反应的持续进行，并维持等离子体的稳定性。

弹丸注入加料的关键步骤包括：

1. **弹丸制造**：弹丸通常由固态氘或氚制成，其形状和尺寸经过精确控制，以确保注入过程中能够有效蒸发。
2. **弹丸加速**：弹丸通过高速气流或电磁力加速，使其达到足够的速度，以便穿透等离子体的边界层。
3. **弹丸注入**：弹丸通过专门设计的注入器注入到等离子体中，注入器需要精确控制弹丸的注入位置和速度，以确保弹丸能够均匀分布并蒸发在等离子体中。
4. **弹丸蒸发**：弹丸在等离子体中迅速蒸发，释放出燃料分子，增加等离子体的密度，从而提高聚变反应的效率。

弹丸注入加料在核聚变装置中的作用：

1. **提高等离子体密度**：弹丸注入可以显著提高等离子体的密度，确保聚变反应的持续进行。
2. **维持等离子体稳定性**：通过定期注入燃料，可以防止等离子体密度下降，从而维持等离子体的稳定性。
3. **优化能量增益**：弹丸注入可以优化等离子体的能量增益，提高核聚变反应的效率。
4. **控制等离子体杂质**：弹丸注入可以减少等离子体中的杂质，提高等离子体的纯净度，从而减少对聚变反应的负面影响。

弹丸注入加料技术是核聚变研究中的一个重要工具，它能够有效解决等离子体燃料补充的问题，提高核聚变装置的性能和稳定性。目前，许多核聚变实验装置，如EAST和JET，都在广泛使用弹丸注入加料技术来优化等离子体的燃料供应和反应性能。

Question: AI在托卡马克领域有哪些应用？

AI在托卡马克领域有哪些应用？

人工智能（AI）在托卡马克领域有多种应用，包括优化等离子体控制、故障诊断、实验数据分析和实时监控。以下是AI在托卡马克领域的几个关键应用：

1. **等离子体控制优化**：
 - **反馈控制**：AI技术（如强化学习和神经网络）用于开发先进的等离子体控制算法，以实时调整磁场配置、加热功率和电流驱动，从而保持等离子体的稳定性和性能。
 - **模式识别**：AI系统能够识别等离子体中的不稳定性模式（如锯齿不稳定性、边缘局部模式ELMs），并提前预测其发生，从而采取预防措施。
 - **优化算法**：通过AI优化算法，研究人员能够找到最佳的等离子体运行参数组合，以实现更高的能量增益和更长的约束时间。
2. **故障诊断与预测**：
 - **故障检测**：AI算法可以分析托卡马克运行中的大量数据，识别潜在的故障模式，并提前发出警报，防止设备损坏。
 - **异常检测**：AI系统能够识别等离子体行为中的异常，从而及时调整运行参数，避免事故的发生。
3. **实验数据分析**：
 - **数据处理**：AI技术能够处理和分析大量的实验数据，从中提取有用的信息，帮助研究人员理解等离子体的行为和演化。
 - **模式识别**：AI系统能够识别等离子体中的模式和趋势，为未来的实验设计提供参考。
4. **实时监控与诊断**：
 - **传感器数据融合**：AI技术能够融合来自多个传感器的数据，实时监控等离子体的状态，并提供实时诊断信息。
 - **图像处理**：AI系统能够分析托卡马克中的图像数据，识别等离子体边缘的行为和不稳定性，从而优化控制策略。
5. **虚拟仿真实验**：
 - **模拟与预测**：AI技术能够模拟等离子体的行为，预测实验结果，并为未来的实验设计提供指导。
 - **优化实验方案**：通过AI优化算法，研究人员能够设计出更有效的实验方案，以最大限度地提高实验的成功率和数据质量。
6. **数据分析与挖掘**：
 - **数据挖掘**：AI技术能够挖掘等离子体实验中的隐藏信息，帮助研究人员发现新的物理现象和规律。
 - **数据可视化**：AI系统能够将复杂的数据转化为易于理解的可视化图表，帮助研究人员更好地理解 and 解释实验结果。

这些应用不仅提高了托卡马克实验的效率和准确性，还为未来的聚变能源开发提供了重要的技术支持。AI技术在托卡马克领域的应用前景广阔，未来的研究将继续探索更多创新的解决方案，以推动聚变技术的发展。

通过AI技术，托卡马克领域的研究者能够更好地理解和控制等离子体的行为，从而实现更高效的核聚变反应。如果您对AI在托卡马克领域的具体应用有任何疑问或需要进一步的信息，请随时提问。

图 7. 案例研究 #1: 中文对话。

Question: 简述波在等离子体中的截止和共振现象

在等离子体中，波的传播受到多种物理现象的影响，包括截止和共振现象。这些现象对于理解和控制等离子体的行为至关重要，尤其是在核聚变装置中。以下是对这些现象的简要说明：

截止现象

截止现象指的是在特定频率下，波的传播会因为等离子体的密度或温度梯度而被抑制。在等离子体中，电磁波的传播会受到等离子体频率和热能的影响，从而产生截止频率。例如，当波的频率接近或低于等离子体的朗道阻尼频率时，波的传播会受到抑制，导致能量无法有效地传递到等离子体中。

共振现象

共振现象指的是波与等离子体中的粒子相互作用，导致能量在波和粒子之间发生交换。这种交换可以导致等离子体中粒子的能量分布发生变化，从而影响等离子体的稳定性。例如，在等离子体中，当波的频率与粒子的回旋频率匹配时，波的能量会被粒子吸收，导致共振现象的发生。

实际案例与应用验证

在托卡马克装置中，如EAST，研究人员通过实验验证了这些现象。例如，通过使用射频加热技术，研究人员发现波的传播在特定频率下会被抑制，从而导致能量传输效率的降低。此外，通过调节等离子体的密度和温度梯度，研究人员能够控制截止现象的发生，从而优化能量传输效率。共振现象在托卡马克中的应用更为广泛，通过调整波的频率，可以实现等离子体中粒子能量的有效传递，从而提高等离子体的约束性能。

总结与互动式引导

通过优化波的传播特性，研究人员能够更好地控制等离子体的行为，从而提高核聚变反应的效率。未来的研究将继续探索如何通过精确控制波的传播，进一步优化等离子体的能量传输和约束性能。如果您对这些现象有更多问题，欢迎随时提问，我将很乐意为您提供更深入的解答。

Question: 国内外的托卡马克装置有哪些？

国内外的托卡马克装置包括多种类型，用于核聚变研究和实验。以下是一些主要的托卡马克装置：

1. ****国际热核聚变实验堆 (ITER) ****：位于法国，是目前最大的托卡马克装置，旨在验证聚变能的可行性。
2. ****中国环流三号 (HL-3) ****：位于中国成都，由中国自主设计和建造，用于研究高参数等离子体和燃烧等离子体物理。
3. ****实验先进超导托卡马克 (EAST) ****：位于中国合肥，用于研究长脉冲等离子体和高约束模式 (H-mode)。
4. ****美国国家点火装置 (NIF) ****：虽然不是托卡马克，但它是目前最大的激光聚变装置，用于研究点火和聚变能源。
5. ****欧洲联合托卡马克 (JET) ****：位于英国，是欧洲的主要聚变研究装置，用于研究氘-氚聚变反应。
6. ****韩国超导托卡马克装置 (KSTAR) ****：位于韩国，用于研究超导磁体和等离子体约束。
7. ****美国托卡马克装置 (DIII-D) ****：位于美国加利福尼亚，用于研究等离子体控制和约束技术。
8. ****日本的JT-60SA ****：位于日本，用于研究聚变反应堆的运行条件和材料耐久性。

这些装置在不同的国家和地区进行核聚变研究，为实现可持续聚变能源提供重要的实验数据和技术支持。

Question: 什么是汤姆孙散射诊断？

汤姆孙散射诊断 (Thomson Scattering) 是一种用于测量等离子体参数的重要技术，特别是在托卡马克装置中，它可以提供关于等离子体密度、温度和磁场强度的详细信息。汤姆孙散射诊断通过探测等离子体中的电子散射光来实现，其基本原理是光子与等离子体中的自由电子相互作用时发生的散射现象。

汤姆孙散射的基本原理

汤姆孙散射是指光子与等离子体中的自由电子相互作用时发生的弹性散射现象。根据汤姆孙散射定律，散射光的强度与入射光的强度、散射角以及电子密度和温度相关。通过测量散射光的强度和光谱，可以推导出等离子体的电子密度和温度。

汤姆孙散射诊断的应用

1. **测量等离子体参数**：汤姆孙散射诊断可以提供等离子体中的电子密度和温度，这是核聚变研究中的关键参数。
2. **等离子体控制**：通过实时监测等离子体的参数，汤姆孙散射诊断有助于优化等离子体的约束和稳定性。
3. **研究等离子体行为**：汤姆孙散射诊断可以用于研究等离子体中的湍流、不稳定性以及等离子体与壁面的相互作用。

汤姆孙散射诊断的实现

汤姆孙散射诊断通常包括以下几个组成部分：

1. **入射激光**：使用高能激光（如CO₂激光）照射等离子体。
2. **散射光收集**：通过光学系统收集散射光并将其聚焦到探测器上。
3. **光谱分析**：使用光谱仪分析散射光的光谱，以获得电子密度和温度信息。
4. **数据处理**：通过数据分析软件对测量结果进行了解释，以获得等离子体的详细参数。

汤姆孙散射诊断在核聚变研究中的重要性

汤姆孙散射诊断是托卡马克装置中不可或缺的诊断工具，它可以提供等离子体参数的实时测量数据，从而帮助研究人员优化等离子体的约束和稳定性。例如，在EAST（实验先进超导托卡马克）中，汤姆孙散射诊断被广泛应用于研究等离子体的行为和优化聚变反应的性能。通过汤姆孙散射诊断，研究人员可以更好地理解等离子体中的湍流、不稳定性以及等离子体与壁面的相互作用，从而为实现稳定的核聚变反应提供关键数据支持。

图 8. 案例研究 #2: 中文对话。

Question: How to distinguish between ideal MHD mode and resistive MHD mode?

In the context of nuclear fusion research, the ideal magnetohydrodynamic (MHD) mode and resistive MHD mode are two distinct regimes of plasma behavior, each characterized by different physical mechanisms and conditions. Understanding these modes is essential for controlling plasma stability and achieving efficient fusion reactions. Here's a detailed explanation of how to distinguish between these two modes:

Definition of Key Terms

- 1. **Ideal MHD Mode**:** This mode describes plasma behavior in the absence of resistive effects, focusing on the interaction between plasma and magnetic fields. It assumes that the plasma is perfectly conducting, and magnetic field lines are frozen into the plasma.
- 2. **Resistive MHD Mode**:** This mode accounts for the finite resistivity of the plasma, which allows for the generation of magnetic fields and the dissipation of magnetic energy. It includes phenomena such as tearing modes and resistive instabilities, which are not present in ideal MHD.

Distinguishing Features

- 1. **Ideal MHD Mode Characteristics**:**
 - ****Stability Conditions**:** Ideal MHD modes are stable under certain conditions, such as specific magnetic field configurations and plasma shapes. These conditions are often derived from the stability criterion, such as the ballooning mode or kink mode stability.
 - ****Energy Loss**:** In ideal MHD, energy loss is primarily due to external forces, such as plasma-wall interactions or external magnetic perturbations. Internal resistive effects are negligible.
 - ****Plasma Response**:** Ideal MHD modes are characterized by the response of the plasma to external perturbations, which can be described by the equations of ideal MHD. The plasma adjusts its shape and magnetic field to maintain equilibrium.
 - ****Examples**:** Sawtooth oscillations, kink modes, and ballooning modes are typical examples of ideal MHD modes.
- 2. **Resistive MHD Mode Characteristics**:**
 - ****Stability Conditions**:** Resistive MHD modes are influenced by the finite resistivity of the plasma, leading to phenomena such as tearing modes and resistive instabilities. These modes are often associated with regions of high current density or magnetic shear.
 - ****Energy Loss**:** Resistive MHD modes involve significant energy loss due to resistive dissipation, which can lead to the formation of magnetic islands and plasma instabilities.
 - ****Plasma Response**:** Resistive MHD modes are characterized by the interaction between the plasma and magnetic fields, where resistive effects cause the plasma to deviate from ideal MHD behavior. This deviation can lead to the formation of magnetic islands and the loss of plasma confinement.
 - ****Examples**:** Tearing modes, resistive instabilities, and edge-localized modes (ELMs) are typical examples of resistive MHD modes.

Practical Application Verification

- ****Experimental Observations**:** In devices such as EAST, experimental observations of plasma behavior under different conditions can help distinguish between ideal and resistive MHD modes. For example, the presence of tearing modes or magnetic islands indicates resistive MHD behavior, while the absence of such phenomena suggests ideal MHD behavior.
- ****Simulation Tools**:** Advanced simulation tools, such as BOUT++ and other numerical models, can be used to simulate plasma behavior under different conditions and validate the theoretical predictions of ideal and resistive MHD modes.

Summary and Interactive Guidance

Understanding the distinction between ideal MHD mode and resistive MHD mode is critical for controlling plasma stability and achieving efficient fusion reactions. Ideal MHD modes are stable under specific conditions and are characterized by the response of the plasma to external perturbations, while resistive MHD modes involve resistive dissipation and are associated with phenomena such as tearing modes and resistive instabilities.

If you have any further questions about the specific conditions under which these modes occur, their impact on plasma confinement, or the experimental techniques used to distinguish between them, please feel free to ask.

Question: How to verify the accuracy of MHD simulation results in experiments?

Verifying the accuracy of Magnetohydrodynamic (MHD) simulation results in experiments is critical for ensuring the reliability and applicability of theoretical models in the design and operation of nuclear fusion devices such as tokamaks. The following steps and considerations are essential for validating MHD simulation results against experimental data:

1. **Background Introduction of the Question**

MHD simulations are computational tools used to model plasma behavior in fusion devices, including the effects of magnetic fields, plasma instabilities, and energy transfer processes. These simulations are validated through comparison with experimental data to ensure their predictive accuracy and reliability. Verification involves assessing the consistency between simulation results and experimental observations, identifying discrepancies, and refining models accordingly.

2. **Definition of Nouns and Analysis of Examples**

- ****MHD Simulation**:** Computational models that solve the equations of magnetohydrodynamics to predict plasma behavior under various conditions.
- ****Experimental Data**:** Observations and measurements obtained from fusion devices, such as EAST, which provide empirical validation of simulation results.
- ****Verification**:** The process of comparing simulation results with experimental data to validate the accuracy of theoretical models.
- ****Example**:** In EAST, MHD simulations are used to predict plasma behavior under specific conditions, such as the formation of edge transport barriers (ETBs) and the occurrence of edge localized modes (ELMs). Experimental data from EAST, including measurements of plasma density, temperature, and magnetic field configurations, are used to verify the accuracy of these simulations.

3. **Multi-Angle Reasoning and Exploration of Alternative Solutions**

- ****Direct Comparison**:** Directly compare simulation results with experimental data, such as plasma density profiles, temperature distributions, and magnetic field configurations.
- ****Statistical Analysis**:** Use statistical methods to analyze the agreement between simulation results and experimental data, quantifying discrepancies and identifying trends.
- ****Sensitivity Analysis**:** Evaluate the sensitivity of simulation results to input parameters, such as plasma current, magnetic field strength, and heating power, to ensure robustness.
- ****Example**:** In EAST, researchers compare simulated plasma density profiles with experimental measurements obtained using diagnostic tools like Thomson scattering. If discrepancies are identified, researchers refine the simulation models or adjust input parameters to improve accuracy.

4. **Actual Case and Practical Application Verification**

- ****EAST Experiments**:** EAST has conducted numerous experiments to validate MHD simulation results, including studies on plasma confinement, edge transport barriers, and ELM behavior.
- ****ITER Relevance**:** While ITER has not been implemented yet, experiments on devices like EAST provide valuable insights into the accuracy of MHD simulations, which can be applied to future fusion reactors.
- ****Example**:** In EAST, researchers have validated MHD simulations of edge transport barriers by comparing simulated ETB formation with experimental observations. These validations help refine models and improve the accuracy of predictions for future fusion devices.

5. **Summary and Interactive Guidance**

Verifying the accuracy of MHD simulation results in experiments is a critical step in ensuring the reliability of theoretical models. By comparing simulation results with experimental data, researchers can identify discrepancies, refine models, and improve the predictive accuracy of MHD simulations. Continuous validation and refinement are essential for advancing the design and operation of fusion devices.

****Interactive Guidance**:** If you have any further questions about the verification process, specific experimental setups, or the application of MHD simulations in fusion research, please feel free to ask, and I will be happy to provide more detailed answers.

图 9. 案例研究 #3: 英文对话。

Question: 对于新经典撕裂模，如何通过射频波（主要为电子回旋波）来实现稳定化？

■ 羲核启明——思维链输出:

新经典撕裂模（NTM）是托卡马克等离子体中的一种常见不稳定性，可能导致等离子体约束失效。通过射频波（特别是电子回旋波）来实现NTM的稳定化是一种有效的方法。以下是如何通过射频波实现NTM稳定化的步骤和原理：

1. **射频波的引入:**

- 射频波，尤其是电子回旋波（ECW），可以被引入到等离子体中，通过共振吸收或非共振吸收来影响等离子体的行为。电子回旋波通常在电子回旋共振（ECR）频率下被吸收，该频率与电子的回旋频率相匹配。

2. **能量吸收和电流驱动:**

- 射频波的能量被等离子体中的电子吸收，导致电子温度和密度的升高。同时，射频波还可以驱动等离子体电流，特别是通过电子回旋共振加热（ECRH）和电子回旋电流驱动（ECCD）。

3. **电流分布的改变:**

- 通过电子回旋波驱动等离子体电流，可以改变等离子体的电流分布。例如，可以增加或减少特定区域的电流密度，从而影响等离子体的磁剪切和磁场配置。

4. **磁剪切的增强:**

- 增加磁剪切可以抑制NTM的发生。通过电子回旋波驱动电流，可以改变等离子体的电流分布，从而增加磁剪切，提高等离子体的稳定性。

5. **反馈控制系统:**

- 在实际的托卡马克装置中，可以通过反馈控制系统实时监测等离子体的状态，并根据需要调整射频波的功率和频率，以实现NTM的稳定化。

6. **实验验证:**

- 许多实验已经证明了射频波在抑制NTM方面的有效性。例如，DIII-D和ASDEX Upgrade等装置已经成功地通过电子回旋波实现了NTM的稳定化。

****具体案例**:**

- 在DIII-D装置中，通过电子回旋波驱动电流，成功地抑制了NTM的形成。实验表明，通过调整射频波的功率和频率，可以有效地控制等离子体的电流分布，从而实现NTM的稳定化。

****结论**:**

通过射频波（特别是电子回旋波）实现NTM的稳定化是一种有效的技术手段，其核心在于通过改变等离子体的电流分布和磁剪切来抑制不稳定性。这种方法在实际的聚变装置中得到了广泛的应用，并取得了显著的成果。

如果您有进一步的问题或需要更多细节，请随时提问。

■ 羲核启明——无思维链输出:

对于新经典撕裂模，射频波（主要为电子回旋波）能够通过特定的物理机制实现稳定化。新经典撕裂模是托卡马克等离子体中的一种不稳定性，它会导致等离子体的局部加热和能量损失，从而影响聚变反应的效率和稳定性。射频波通过在等离子体中产生电子回旋共振，能够有效地抑制新经典撕裂模的生长。这种稳定化机制主要依赖于电子回旋波与等离子体的相互作用，通过改变等离子体的微观动力学特性，从而实现对新经典撕裂模的抑制。例如，射频波能够通过激发等离子体中的微观不稳定性，从而改变等离子体的热输运和湍流特性，进而抑制新经典撕裂模的生长。此外，射频波还能够通过改变等离子体的磁场结构，从而改变等离子体的磁流体动力学特性，进而抑制新经典撕裂模的生长。这些机制共同作用，使得射频波能够有效地实现对新经典撕裂模的稳定化。

图 10. 比较有无思维链提示的情况，羲核启明的输出情况。

相关术语的概念，然后从具体步骤和实际案例进行详细分析，而没有思维链提示的回答则显得过于简洁。

对于另一个问题“对于新经典撕裂模式，如何通过射频波，主要是电子回旋波，实现稳定化？”，可以明显看到，使用思维链提示的大型模型能够提供更加详细和精确的回答。

C. 与其他大语言模型的比较

如图 11、12、13 所示，我们将提出的羲核启明模型与其他近期发布的强大大型语言模型进行了比较，包括百川 2 [16]、DeepSeek V3 [1]、GLM-4 [55]、Llama 3.3 [13] 和 Qwen2 [15]。值得注意的是，Qwen2 是羲核启明的基准模型。从这些模型在回答两个问题时的表现来看，我们发现我们新提出的羲核启明模型的回答与这些强大的大语言模型相比，不仅相似，甚至更为出色。

D. 局限性分析

尽管我们的模型掌握了大量关于核聚变的基础知识，但它主要集中于文本对话处理，仍有许多其他领域的知识尚未学习。例如，核聚变中的图像/视频理解与建模、一维信号以及某些物理公式。此外，我们还发现一些来自模型的响应不够准确，如图 14 所示。

在未来的工作中，我们将考虑将这些额外的模态和更深入的物理公式建模纳入大型模型，以进一步提升其智能水平。此外，在对 Qwen 大型模型进行微调时，我们仅考虑了监督式微调方法，并未引入强化学习微调方法，以进一步使大型模型的输出与人类期望的高质量答案对齐。

VI. 总结

总之，羲核启明作为核聚变领域的第一个大型模型，代表了人工智能在推动聚变能源研究方面的一个重要进步。通过对开源大型模型 Qwen2.5-14B 进行微调，

Question: 托卡马克运行时，等离子体真空室要求的真空度是多少？

■ **羲核启明:**

托卡马克运行时，等离子体真空室要求的真空度通常非常高，具体数值取决于实验装置的设计和运行条件。例如，在托卡马克装置中，等离子体真空室通常需要维持在 10^{-6} 至 10^{-7} 托（torr）或帕斯卡（Pa）的真空度范围内。这种极高的真空度是为了确保等离子体能够稳定存在，避免与任何残留气体发生碰撞，从而保持聚变反应的高效进行。

■ **Baichuan 2:**

托卡马克运行时，等离子体真空室要求的真空度通常在 10^{-5} 至 10^{-7} 毫巴（毫托）之间。这个真空度对于维持稳定的等离子体运行和减少外部辐射损失至关重要。

■ **DeepSeek V3:**

托卡马克装置在运行时，等离子体真空室要求的真空度通常在 10^{-6} 到 10^{-8} 帕斯卡（Pa）范围内。这种高真空环境对于维持等离子体的稳定性和减少杂质污染至关重要。具体要求的真空度可能会因不同的托卡马克设计和实验条件而有所不同，但一般来说，真空度越高，等离子体的性能越好。

高真空环境有助于减少等离子体与残余气体分子的碰撞，从而降低能量损失和杂质引入。此外，高真空还能有效减少等离子体与真空室内壁材料的相互作用，延长设备的使用寿命并提高实验的可靠性。

在实际操作中，真空系统通常包括多个泵组（如涡轮分子泵、离子泵和低温泵等），以确保在等离子体放电前达到所需的真空度，并在放电过程中维持这一真空水平。

■ **GLM-4:**

托卡马克（Tokamak）是一种用于受控核聚变研究的装置，其核心部分是等离子体真空室。在这个真空室中，维持适当的真空度对于等离子体的稳定运行至关重要。

一般来说，托卡马克等离子体真空室要求的真空度非常高，通常在 10^{-6} 至 10^{-8} 托（Torr）的范围内。具体数值可能会根据不同的实验装置和运行条件有所变化。以下是一些关键点：

1. **高真空环境**：高真空环境有助于减少气体分子的存在，从而降低等离子体与中性气体的碰撞，提高等离子体的纯度和稳定性。
2. **减少杂质**：高真空可以减少杂质气体进入等离子体，避免杂质引起的辐射损失和等离子体温度下降。
3. **维持磁场稳定性**：高真空环境有助于维持磁场结构的稳定性，确保等离子体在磁场中有效约束。
4. **具体装置要求**：不同的托卡马克装置可能有其特定的真空度要求。例如，国际热核聚变实验反应堆（ITER）的真空系统设计就非常复杂，要求极高的真空度。

在实际操作中，托卡马克装置的真空系统会配备高性能的真空泵和监控系统，以确保在运行过程中维持所需的真空度。

需要注意的是，真空度的具体要求可能会随着实验目标和装置设计的不同而有所调整，因此在实际操作中需要根据具体情况进行优化。

■ **Llama 3.3:**

在托卡马克运行时，等离子体真空室的真空度要求通常在 10^{-9} Pa至 10^{-11} Pa之间。这种高真空度是为了确保等离子体的稳定性和运行效率，因为残留气体会对等离子体的性能产生不利影响。

■ **Qwen 2:**

托卡马克装置在运行时，等离子体真空室要求的真空度非常高，以确保等离子体能够稳定地存在并进行核聚变反应。通常情况下，托卡马克装置中的真空度需要达到 10^{-5} 到 10^{-6} 帕斯卡（Pa）的范围，甚至更低。

具体来说：

- **预抽真空**：在托卡马克装置启动前，首先需要将真空室内的气体抽至较低的压力，一般为 10^{-3} 到 10^{-4} Pa。
- **工作真空**：在等离子体放电过程中，为了维持等离子体的稳定性，真空度需要进一步提高，通常要求在 10^{-5} 到 10^{-6} Pa之间。
- **高真空**：在某些高精度实验或特定条件下，可能需要更高的真空度，例如 10^{-7} 到 10^{-8} Pa。

这种高真空环境有助于减少杂质和中性粒子对等离子体的影响，从而提高等离子体的纯度和稳定性。此外，高真空还能减少等离子体与壁面之间的相互作用，降低能量损失和杂质污染。

实现这样的高真空度通常需要使用多种类型的真空泵，如涡轮分子泵、低温泵和离子泵等，并且需要严格的密封技术和持续的监测系统来维持所需的真空条件。

图 11. 羲核启明与其他大语言模型的比较 #1.

Question: 为什么聚变装置中需要使用波加热技术?**Part-I****■ 羲核启明:**

聚变装置中使用波加热技术的主要原因是为了实现高效、精确的等离子体加热，以满足核聚变反应所需的高温条件。波加热技术通过电磁波将能量传递到等离子体中，使等离子体达到极高的温度，从而克服原子核之间的静电斥力，实现聚变反应。以下是波加热技术在聚变装置中的具体应用和优势：

1. ****加热效率****: 波加热技术可以将能量直接输送到等离子体的特定区域，如核心或边缘，从而实现高效的能量传输。例如，射频波（RF）加热通过波与等离子体的相互作用，将能量转化为等离子体粒子的动能，提高等离子体的整体温度。
2. ****可控性****: 波加热技术能够通过调整波的频率、功率和方向，精确控制等离子体的加热过程。这使得加热过程可以动态调节，以适应等离子体的实时变化，确保等离子体的稳定性和约束性能。
3. ****能量分布****: 波加热技术可以实现等离子体内部能量均匀分布，避免局部过热或能量集中，从而减少不稳定性，提高等离子体的约束性能。例如，通过使用不同的波（如离子回旋波和低杂波）组合，可以实现等离子体内部能量平衡。
4. ****减少杂质****: 与中性束注入（NBI）等其他加热技术相比，波加热技术不会引入外部粒子，从而减少等离子体中的杂质含量，保持等离子体的纯净性，提高聚变反应的效率。
5. ****实验验证****: 波加热技术已经在多个实验装置中得到验证，如JET、ASDEX Upgrade和DIII-D等，证明其在实现高能量密度等离子体方面的有效性。这些实验结果为未来聚变反应堆的设计提供了宝贵的数据支持。
6. ****理论支持****: 波加热技术的理论基础较为成熟，包括波与等离子体的相互作用机制、能量传递过程和等离子体的响应行为等。这些理论研究为波加热技术的应用提供了坚实的科学依据。
7. ****优化设计****: 通过优化波加热系统的参数（如波的频率、功率和波导结构），可以进一步提高加热效率和等离子体的约束性能。例如，使用先进的天线设计和电磁波发射技术，可以实现更高的能量传输效率和更稳定的加热过程。
8. ****多物理过程耦合****: 波加热技术与等离子体中的其他物理过程（如湍流、磁流体动力学效应等）相互耦合，共同影响等离子体的行为。深入研究这些耦合效应，可以进一步优化波加热技术的应用，提高等离子体的约束性能和聚变反应的效率。

波加热技术在聚变装置中的应用为实现高效、稳定的等离子体加热提供了关键支持，是实现可控核聚变的重要手段之一。通过进一步研究和优化波加热技术，可以为未来聚变反应堆的设计和运行提供更可靠的技术保障。

■ Baichuan 2:

聚变装置中使用波加热技术的原因主要有以下几点：

1. **提高等离子体温度**: 波加热技术可以快速地将等离子体加热到高温，从而提高核聚变的反应效率。这是因为波可以在短时间内传递大量的能量，使得等离子体中的粒子能够以更高的速度运动，从而增加它们之间的碰撞概率，促使核聚变反应的发生。
2. **减少等离子体粘滞性**: 波加热技术可以有效地降低等离子体的粘滞性，从而提高聚变的反应效率。等离子体的粘滞性是指等离子体中的粒子在运动过程中相互碰撞而产生的阻力。降低等离子体的粘滞性有助于提高等离子体中的粒子运动速度，从而增加核聚变反应的概率。
3. **提高等离子体密度**: 波加热技术可以有效地提高等离子体的密度，从而提高聚变的反应效率。等离子体密度是指等离子体中粒子的数量与体积之比。提高等离子体密度有助于增加粒子之间的碰撞概率，从而提高核聚变反应的概率。
4. **实现稳定的热传导**: 波加热技术可以实现稳定的热传导，从而提高聚变的反应效率。波加热技术可以通过调整波的振幅和频率来实现对等离子体温度和密度的精确控制，从而确保等离子体始终保持在最佳的状态，有利于核聚变反应的发生。

总之，波加热技术在聚变装置中的应用可以提高等离子体温度、降低等离子体粘滞性、提高等离子体密度和实现稳定的热传导，从而提高核聚变的反应效率。

■ Qwen 2:

在核聚变装置中，如托卡马克（Tokamak）或恒星器（Stellarator），波加热技术被用来将等离子体加热到实现可控核聚变反应所需的极高温度。这项技术的重要性在于以下几个方面：

1. ****提高温度****: 要让轻元素的原子核克服彼此之间的电荷排斥力并融合在一起，需要极高的温度条件，通常是在数千万至数亿摄氏度之间。这样的高温环境是通过多种加热方法共同作用来实现的，其中包括了波加热。
2. ****非接触式加热****: 与传统的物理接触方式不同，波加热是一种非接触式的加热手段，它利用电磁波直接向等离子体内传递能量，避免了因物理接触而可能引起的污染或其他问题。
3. ****驱动电流****: 某些类型的波加热还可以用于驱动等离子体内部的电流，这对于维持托卡马克装置内的磁约束非常重要。例如，在低杂波电流驱动（LHCD）中，特定频率范围内的微波能够有效地产生和控制环形等离子体中的电流分布。
4. ****改善稳定性****: 通过精确地调整波加热的位置、强度等因素，科学家们可以更好地控制等离子体的状态，从而有助于提高整个系统的稳定性和性能表现。
5. ****促进粒子加热****: 除了整体提升等离子体温度外，波加热还特别擅长于对特定种类粒子进行选择性地加热，比如电子或者离子，这有利于研究者深入理解等离子体行为及其与外界相互作用机制。

总之，波加热技术对于实现高效、可持续的核聚变过程至关重要，它不仅能够帮助达到必要的高温条件，同时也为更精细地操控等离子体提供了可能性。

图 12. 羲核启明与其他大语言模型的比较 #2 (第 1 部分).

Question: 为什么聚变装置中需要使用波加热技术?**Part-II****▪ DeepSeek V3:**

在核聚变装置中，波加热技术是至关重要的，因为它能够有效地将能量传递到等离子体中，使其达到并维持核聚变所需的高温。以下是波加热技术的主要作用和原因：

- **达到高温****：核聚变反应需要极高的温度（通常在1亿摄氏度以上），以使氢同位素（如氘和氚）的原子核克服库仑势垒并发生聚变。波加热技术能够将能量直接传递给等离子体中的电子和离子，使其迅速升温。
- **维持等离子体稳定性****：波加热技术不仅可以加热等离子体，还可以通过调节波的频率和功率来影响等离子体的稳定性。这对于维持等离子体的约束和防止不稳定性（如磁流体动力学不稳定性）至关重要。
- **局部加热****：波加热技术可以实现对等离子体的局部加热，这对于优化等离子体中的温度分布和密度分布非常重要。例如，电子回旋共振加热（ECRH）和离子回旋共振加热（ICRH）可以分别针对电子和离子进行加热。
- **能量传递效率高****：波加热技术能够将能量高效地传递到等离子体中，减少能量损失。这对于提高聚变装置的整体能量效率非常重要。
- **控制等离子体参数****：通过调节波加热的参数，可以精确控制等离子体的温度、密度和电流分布等关键参数，这对于实现和维持稳态聚变反应至关重要。

常见的波加热技术包括电子回旋共振加热（ECRH）、离子回旋共振加热（ICRH）和低杂波加热（LHCD）等。这些技术在不同的聚变装置中得到了广泛应用，如托卡马克（Tokamak）和仿星器（Stellarator）等。

总之，波加热技术在核聚变装置中扮演着不可或缺的角色，是实现可控核聚变的关键技术之一。

▪ GLM-4:

波加热技术在聚变装置中的应用非常关键，主要原因如下：

- **提高等离子体温度****：聚变反应需要在极高的温度下进行，通常在数百万到上亿摄氏度。波加热技术，如射频波加热（RF heating）和微波加热，能够有效地将能量传递给等离子体中的带电粒子，从而提高其温度。
- **均匀加热****：聚变反应的效率在很大程度上取决于等离子体的温度分布。波加热技术可以实现对等离子体的局部或全局加热，有助于形成更加均匀的温度分布，减少温度梯度引起的等离子体不稳定性。
- **控制等离子体参数****：通过调节波的频率、功率和相位等参数，可以精确控制等离子体的温度、密度和压强等关键参数，优化聚变反应条件。
- **辅助约束****：某些波加热技术（如离子回旋共振加热ICRH、低杂波加热LHCD等）不仅能加热等离子体，还能通过波的电磁场对等离子体产生一定的约束作用，有助于维持等离子体的稳定性和提高约束效率。
- **减少杂质影响****：波加热技术可以选择性地加热等离子体中的某些粒子种类，有助于减少杂质离子的温度，降低杂质对聚变反应的负面影响。
- **灵活性****：波加热系统相对灵活，可以根据实验需要调整加热策略，适应不同的等离子体条件和聚变装置设计。

总的来说，波加热技术在聚变装置中扮演着至关重要的角色，通过有效加热和控制等离子体参数，为实现可控核聚变提供了重要支持。

▪ Llama 3.3:

波加热技术（Bootstrap Current）是为了维持等离子体的稳定性和高温状态而采用的方法。它的主要目的是在磁约束聚变装置中，利用等离子体本身的能量来驱动所需的电流，从而减少外部电流驱动的需求。

在传统的磁约束聚变装置中，需要一个外部的电流驱动系统来维持等离子体的电流，这个电流是为了产生和维持约束等离子体所需的磁场。然而，这种外部驱动方法有其局限性，例如需要大量的能量输入，并且可能导致等离子体的不稳定性。

波加热技术通过利用等离子体中的热能来产生电流，从而减少对外部电流驱动的依赖。这种方法可以提高聚变反应的效率，减少能量损失，并且有助于维持等离子体的稳定性。波加热技术在 tokamak 和 stellarator 等磁约束聚变装置中得到应用，是实现受控核聚变的一个重要研究方向。

图 13. 羲核启明与其他大语言模型的比较 #3 (第 2 部分).

结合丰富的多源核聚变知识，羲核启明展示了对该领域概念和原理的深入理解。思维链方法的引入进一步增强了模型的逻辑推理能力，使其能够对与核聚变相关的问题提供准确且连贯的回答。包含超过 180 个问题的综合测试问卷有效地评估了羲核启明在科普对话方面的能力，确认了它在向更广泛受众传播聚变知识方面的有效性。羲核启明的成功凸显了大型模型在促进公众理解和参与实现可持续、无限能源的关键任务——核聚变领域中的潜力。

致谢

本研究得到中国国家自然科学基金项目 U24A20342、62102205 以及安徽省自然科学基金项目 2408085Y032 的支持。作者感谢安徽大学高性能计算平台提供的计算资源。

我们感谢以下研究人员提供的核聚变测试问题：侯吉磊，晁燕，周华，林新，陈高廷，张文敏，司哲元，刘逸奇。我们感谢以下学生在爬取和准备训练数据方面的帮助，包括周晓雅、司昊、王超、梁进和朱倩。

Question: 托卡马克装置上有哪些常用的诊断?

托卡马克装置上常用的诊断工具包括以下几种, 这些工具用于监测等离子体的状态、磁场强度和等离子体-材料相互作用, 从而确保核聚变反应的稳定性和效率。

1. ****磁场探头 (Magnetic Probes)****: 用于测量等离子体中的磁场分布, 特别是环形磁场和极向磁场的强度。磁场探头可以提供等离子体约束的详细信息, 帮助调整磁场配置以优化等离子体的稳定性。
2. ****干涉仪 (Interferometers)****: 用于测量等离子体的密度分布。干涉仪通过激光干涉技术, 能够提供高精度的密度剖面, 从而帮助研究人员了解等离子体的密度梯度和不均匀性。
3. ****托莫图像 (Tomography)****: 通过多角度的X射线或中子成像技术, 可以重建等离子体的三维密度分布。托莫图像技术在诊断等离子体的整体行为和边缘局部模式 (ELMs) 中尤为重要。
4. ****反射镜和光谱仪 (Mirrors and Spectroscopes)****: 用于测量等离子体中的辐射和光谱特征, 包括等离子体的温度、密度和杂质含量。反射镜和光谱仪能够提供等离子体内部的详细信息, 帮助优化聚变反应的条件。
5. ****等离子体探针 (Plasma Probes)****: 直接测量等离子体边缘区域的电势和密度。等离子体探针在诊断等离子体的边界行为和边缘局部化模式 (ELMs) 中起着关键作用。
6. ****诊断中子源 (Diagnostic Neutron Sources)****: 用于测量等离子体中的中子通量, 特别是在氘-氚 (D-T) 聚变反应中, 中子通量是评估聚变反应效率的重要指标。
7. ****热像仪 (Thermal Imaging Systems)****: 用于监测等离子体边缘区域的热负荷和温度分布。热像仪在评估等离子体与偏滤器 (divertor) 的相互作用以及边缘局部化模式 (ELMs) 的影响中具有重要作用。
8. ****激光诱导荧光 (Laser-Induced Fluorescence, LIF)****: 通过激光激发等离子体中的特定离子或分子, 测量其荧光发射, 从而确定等离子体的温度和密度分布。LIF技术在研究等离子体的微观结构和湍流特性中具有独特优势。

这些诊断工具在托卡马克装置中被广泛应用于实时监测等离子体的状态, 优化聚变反应的条件, 并确保装置的安全运行。例如, EAST (实验先进超导托卡马克) 等装置通过这些诊断工具, 能够精确控制等离子体的参数, 实现稳定的核聚变反应。

图 14. 文本中用红色高亮的部分表示描述不准确。

参考文献

- [1] DeepSeek-AI, A. Liu, and B. F. et al., “Deepseek-v3 technical report,” 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2412.19437>
- [2] A. Yang, B. Yang, B. Zhang, B. Hui, B. Zheng, B. Yu, C. Li, D. Liu, F. Huang, H. Wei et al., “Qwen2.5 technical report,” *arXiv preprint arXiv:2412.15115*, 2024.
- [3] J. Wei, X. Wang, D. Schuurmans, M. Bosma, F. Xia, E. Chi, Q. V. Le, D. Zhou et al., “Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models,” *Advances in neural information processing systems*, vol. 35, pp. 24 824–24 837, 2022.
- [4] X. Wang, G. Chen, G. Qian, P. Gao, X.-Y. Wei, Y. Wang, Y. Tian, and W. Gao, “Large-scale multi-modal pre-trained models: A comprehensive survey,” *Machine Intelligence Research*, vol. 20, no. 4, pp. 447–482, 2023.
- [5] J. Jin, X. Wang, Q. Zhu, H. Wang, and C. Li, “Pedestrian attribute recognition: A new benchmark dataset and a large language model augmented framework,” *arXiv preprint arXiv:2408.09720*, 2024.
- [6] X. Wang, Y. Li, F. Wang, S. Wang, C. Li, and B. Jiang, “R2gencsr: Retrieving context samples for large language model based x-ray medical report generation,” *arXiv preprint arXiv:2408.09743*, 2024.
- [7] X. Wang, F. Wang, H. Wang, B. Jiang, C. Li, Y. Wang, Y. Tian, and J. Tang, “Activating associative disease-aware vision token memory for llm-based x-ray report generation,” *arXiv preprint arXiv:2501.03458*, 2025.
- [8] T. Kojima, S. S. Gu, M. Reid, Y. Matsuo, and Y. Iwasawa, “Large language models are zero-shot reasoners,” *Advances in neural information processing systems*, vol. 35, pp. 22 199–22 213, 2022.
- [9] J. Achiam, S. Adler, S. Agarwal, L. Ahmad, I. Akkaya, F. L. Aleman, D. Almeida, J. Altenschmidt, S. Altman, S. Anadkat et al., “Gpt-4 technical report,” *arXiv preprint arXiv:2303.08774*, 2023.
- [10] D. Rein, B. L. Hou, A. C. Stickland, J. Petty, R. Y. Pang, J. Dirani, J. Michael, and S. R. Bowman, “Gpqa: A graduate-level google-proof q&a benchmark,” *arXiv preprint arXiv:2311.12022*, 2023.
- [11] H. Touvron, T. Lavril, G. Izacard, X. Martinet, M.-A. Lachaux, T. Lacroix, B. Rozière, N. Goyal, E. Hambro, F. Azhar et al., “Llama: Open and efficient foundation language models,” *arXiv preprint arXiv:2302.13971*, 2023.
- [12] H. Touvron, L. Martin, K. Stone, P. Albert, A. Almahairi, Y. Babaei, N. Bashlykov, S. Batra, P. Bhargava, S. Bhosale et al., “Llama 2: Open foundation and fine-tuned chat models,” *arXiv preprint arXiv:2307.09288*, 2023.
- [13] A. Grattafiori, A. Dubey, A. Jauhri, A. Pandey, A. Kadian, A. Al-Dahle, A. Letman, A. Mathur, A. Schelten, A. Vaughan et al., “The llama 3 herd of models,” *arXiv e-prints*, pp. arXiv-2407, 2024.
- [14] G. Team, R. Anil, S. Borgeaud, J.-B. Alayrac, J. Yu, R. Soricut, J. Schalkwyk, A. M. Dai, A. Hauth, K. Millican et al., “Gemini: a family of highly capable multimodal models,” *arXiv preprint arXiv:2312.11805*, 2023.
- [15] J. Bai, S. Bai, Y. Chu, Z. Cui, K. Dang, X. Deng, Y. Fan, W. Ge, Y. Han, F. Huang et al., “Qwen technical report,” *arXiv preprint arXiv:2309.16609*, 2023.
- [16] A. Yang, B. Xiao, B. Wang, B. Zhang, C. Bian, C. Yin, C. Lv, D. Pan, D. Wang, D. Yan et al., “Baichuan 2: Open large-scale language models,” *arXiv preprint arXiv:2309.10305*, 2023.
- [17] Y. Sun, S. Wang, Y. Li, S. Feng, X. Chen, H. Zhang, X. Tian, D. Zhu, H. Tian, and H. Wu, “Ernie: Enhanced representation through knowledge integration,” *arXiv preprint arXiv:1904.09223*, 2019.
- [18] S. Wang, Y. Wang, Q. Ma, X. Wang, N. Yan, Q. Yang, G. Xu, and J. Tang, “Multi-modal fusion based q-distribution prediction for controlled nuclear fusion,” *arXiv preprint arXiv:2410.08879*, 2024.
- [19] Q. Ma, S. Wang, T. Zheng, X. Dai, Y. Wang, Q. Yang, and X. Wang, “Exploiting memory-aware q-distribution prediction for nuclear fusion via modern hopfield network,” *arXiv preprint arXiv:2410.08889*, 2024.
- [20] H. Yamaguchi, S. Satake, M. Nakata, A. Shimizu, Y. Suzuki et al., “Optimization of modular and helical coils applying genetic algo-

- rithm and fully-three-dimensional b-spline curves,” *Nuclear Fusion*, vol. 61, no. 10, p. 106004, 2021.
- [21] W. Hu, C. Rea, Q. Yuan, K. Erickson, D. Chen, B. Shen, Y. Huang, J. Xiao, J. Chen, Y. Duan *et al.*, “Real-time prediction of high-density east disruptions using random forest,” *Nuclear Fusion*, vol. 61, no. 6, p. 066034, 2021.
- [22] B. Schmidt, J. Rueda-Rueda, J. Galdon-Quíroga, M. García-Muñoz, P. Schneider, M. Salewski, A. U. Team *et al.*, “Neural networks for reconstruction and uncertainty quantification of fast-ion phase-space distributions using fild and inpa measurements,” *Nuclear Fusion*, vol. 65, no. 1, p. 016025, 2024.
- [23] M. Bonotto, D. Abate, and L. Pigatto, “Reconstruction of plasma equilibrium and separatrix using convolutional physics-informed neural operator,” *Fusion Engineering and Design*, vol. 200, p. 114193, 2024.
- [24] S. Inoue, S. Kojima, Y. Miyata, T. Wakatsuki, T. Yokoyama, M. Takechi, H. Urano, M. Yoshida, T. Suzuki, J.-S. I. P. Team *et al.*, “Vertical instability prediction and its direction control using a support vector machine in integrated commissioning of jt-60sa solely based on magnetics,” *Nuclear Fusion*, vol. 65, no. 1, p. 016013, 2024.
- [25] H. Li, L. Wang, Y. Fu, Z. Wang, T. Wang, and J. Li, “Surrogate model of turbulent transport in fusion plasmas using machine learning,” *Nuclear Fusion*, vol. 65, no. 1, p. 016015, 2024.
- [26] J. Zhang, J. Zhao, L. Liu, R. Tong, W. Zhong, and Y. Luo, “Experimental identification of ion cyclotron emission on hl-2a using yolo neural network algorithm,” *Nuclear Fusion*, vol. 64, no. 12, p. 126070, 2024.
- [27] J. Redmon, “You only look once: Unified, real-time object detection,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016.
- [28] J. Redmon and A. Farhadi, “Yolo9000: better, faster, stronger,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 7263–7271.
- [29] A. Farhadi and J. Redmon, “Yolov3: An incremental improvement,” in *Computer vision and pattern recognition*, vol. 1804. Springer Berlin/Heidelberg, Germany, 2018, pp. 1–6.
- [30] X. Sun, C. Akcay, T. B. Amara, S. E. Kruger, L. L. Lao, Y. Liu, S. Madireddy, J. McClenaghan *et al.*, “Impact of various diii-d diagnostics on the accuracy of neural network surrogates for kinetic efit reconstructions,” *Nuclear Fusion*, vol. 64, no. 8, p. 086065, 2024.
- [31] C. Wan, Z. Yu, A. Pau, O. Sauter, X. Liu, Q. Yuan, and J. Li, “A machine-learning-based tool for last closed-flux surface reconstruction on tokamaks,” *Nuclear Fusion*, vol. 63, no. 5, p. 056019, 2023.
- [32] M. D. Boyer, F. Scotti, and V. Gajaraj, “Neural networks for estimation of divertor conditions in diii-d using c iii imaging,” *Nuclear Fusion*, vol. 64, no. 10, p. 106056, 2024.
- [33] J. Seo, S. Kim, A. Jalalvand, R. Conlin, A. Rothstein, J. Abbate, K. Erickson, J. Wai, R. Shousha, and E. Kolemen, “Avoiding fusion plasma tearing instability with deep reinforcement learning,” *Nature*, vol. 626, no. 8000, pp. 746–751, 2024.
- [34] Z. Lin, H. Zhang, F. Wang, C. Bae, J. Fu, Y. Shen, S. Dai, Y. Jin, D. Lu, S. Fu *et al.*, “Prediction of plasma rotation velocity and ion temperature profiles in east tokamak using artificial neural network models,” *Nuclear Fusion*, vol. 64, no. 10, p. 106061, 2024.
- [35] L. Zanisi, A. Ho, J. Barr, T. Madula, J. Citrin, S. Pamela, J. Buchanan, F. Casson, V. Gopakumar, and J. Contributors, “Efficient training sets for surrogate models of tokamak turbulence with active deep ensembles,” *Nuclear Fusion*, vol. 64, no. 3, p. 036022, 2024.
- [36] S. Joung, D. R. Smith, G. McKee, Z. Yan, K. Gill, J. Zimmerman, B. Geiger, R. Coffee, F. O’ Shea, A. Jalalvand *et al.*, “Tokamak edge localized mode onset prediction with deep neural network and pedestal turbulence,” *Nuclear Fusion*, vol. 64, no. 6, p. 066038, 2024.
- [37] M. Bonotto, D. Abate, and L. Pigatto, “Reconstruction of plasma equilibrium and separatrix using convolutional physics-informed neural operator,” *Fusion Engineering and Design*, vol. 200, p. 114193, 2024.
- [38] X. Sun, C. Akcay, T. B. Amara, S. E. Kruger, L. L. Lao, Y. Liu, S. Madireddy, J. McClenaghan *et al.*, “Impact of various diii-d diagnostics on the accuracy of neural network surrogates for kinetic efit reconstructions,” *Nuclear Fusion*, vol. 64, no. 8, p. 086065, 2024.
- [39] Á. Sánchez-Villar, Z. Bai, N. Bertelli, E. Bethel, J. Hillairet, T. Perciano, S. Shiraiwa, G. Wallace, and J. Wright, “Real-time capable modeling of icrf heating on nstx and west via machine learning approaches,” *Nuclear Fusion*, vol. 64, no. 9, p. 096039, 2024.
- [40] V. Mehta, J. Barr, J. Abbate, M. D. Boyer, I. Char, W. Neiswanger, E. Kolemen, and J. Schneider, “Automated experimental design of safe rampdowns via probabilistic machine learning,” *Nuclear Fusion*, vol. 64, no. 4, p. 046014, 2024.
- [41] B. D. Tracey, A. Michi, Y. Chervonyi, I. Davies, C. Paduraru, N. Lazic, F. Felici, T. Ewalds, C. Donner, C. Galperti *et al.*, “Towards practical reinforcement learning for tokamak magnetic control,” *Fusion Engineering and Design*, vol. 200, p. 114161, 2024.
- [42] B. Guo, D. Chen, C. Rea, M. Wu, B. Shen, R. Granetz, Z. Zhang, Y. Huang, Y. Duan, L. Zeng *et al.*, “Disruption prediction on east with different wall conditions based on a multi-scale deep hybrid neural network,” *Nuclear Fusion*, vol. 63, no. 9, p. 094001, 2023.
- [43] G. Shin, H. Han, M. Kim, S.-H. Hahn, W. Ko, G. Park, Y. Lee, M. Lee, M. Kim, J.-W. Juhn *et al.*, “Preemptive rmp-driven elm crash suppression automated by a real-time machine-learning classifier in kstar,” *Nuclear Fusion*, vol. 62, no. 2, p. 026035, 2022.
- [44] G. Feng, B. Zhang, Y. Gu, H. Ye, D. He, and L. Wang, “Towards revealing the mystery behind chain of thought: a theoretical perspective,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 36, 2024.
- [45] S. Hao, S. Sukhbaatar, D. Su, X. Li, Z. Hu, J. Weston, and Y. Tian, “Training large language models to reason in a continuous latent space,” *arXiv preprint arXiv:2412.06769*, 2024.
- [46] J. Chen, L. Chen, H. Huang, and T. Zhou, “When do you need chain-of-thought prompting for chatgpt?” *arXiv preprint arXiv:2304.03262*, 2023.
- [47] A. Madaan, K. Hermann, and A. Yazdanbakhsh, “What makes chain-of-thought prompting effective? a counterfactual study,” in *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023*, 2023, pp. 1448–1535.
- [48] B. Wang, S. Min, X. Deng, J. Shen, Y. Wu, L. Zettlemoyer, and H. Sun, “Towards understanding chain-of-thought prompting: An empirical study of what matters,” *arXiv preprint arXiv:2212.10001*, 2022.

- [49] S. Wu, E. M. Shen, C. Badrinath, J. Ma, and H. Lakkaraju, “Analyzing chain-of-thought prompting in large language models via gradient-based feature attributions,” *arXiv preprint arXiv:2307.13339*, 2023.
- [50] J. Ge, H. Luo, S. Qian, Y. Gan, J. Fu, and S. Zhang, “Chain of thought prompt tuning in vision language models,” *arXiv preprint arXiv:2304.07919*, 2023.
- [51] K. Hu, Z. Chen, C.-H. H. Yang, P. Żelasko, O. Hrinchuk, V. Lavrukhin, J. Balam, and B. Ginsburg, “Chain-of-thought prompting for speech translation,” *arXiv preprint arXiv:2409.11538*, 2024.
- [52] C. Cohn, N. Hutchins, T. Le, and G. Biswas, “A chain-of-thought prompting approach with llms for evaluating students’ formative assessment responses in science,” in *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 38, no. 21, 2024, pp. 23 182–23 190.
- [53] Y. Nong, M. Aldeen, L. Cheng, H. Hu, F. Chen, and H. Cai, “Chain-of-thought prompting of large language models for discovering and fixing software vulnerabilities,” *arXiv preprint arXiv:2402.17230*, 2024.
- [54] J. Li, G. Li, Y. Li, and Z. Jin, “Structured chain-of-thought prompting for code generation,” *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, 2023.
- [55] T. GLM, A. Zeng, B. Xu, B. Wang, C. Zhang, D. Yin, D. Zhang, D. Rojas, G. Feng, H. Zhao *et al.*, “Chatglm: A family of large language models from glm-130b to glm-4 all tools,” *arXiv preprint arXiv:2406.12793*, 2024.