

磁约束核聚变装置 智能化控制运行技术研究

报告人：杨宗谕

核工业西南物理研究院



内 容 提 纲

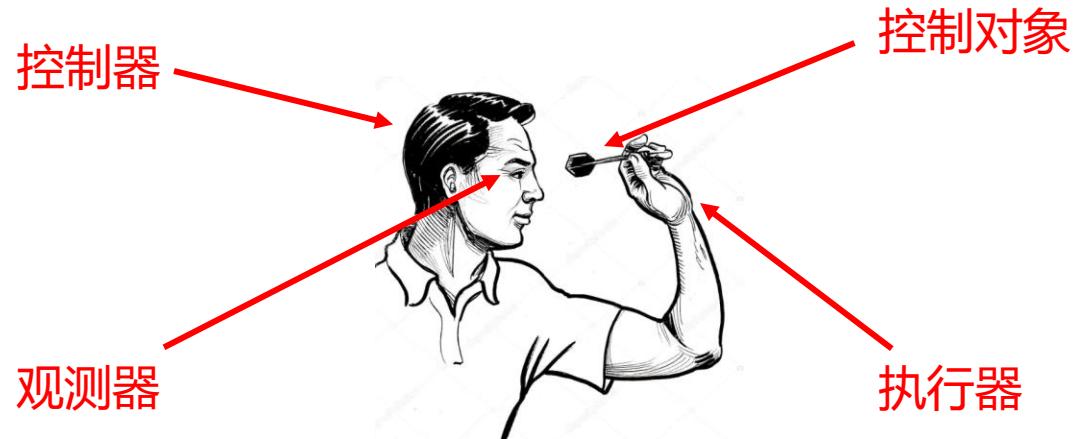
- 一、托卡马克智能化控制
- 二、AI+观测器
- 三、AI+控制响应模型
- 四、AI+控制器
- 五、总结与展望



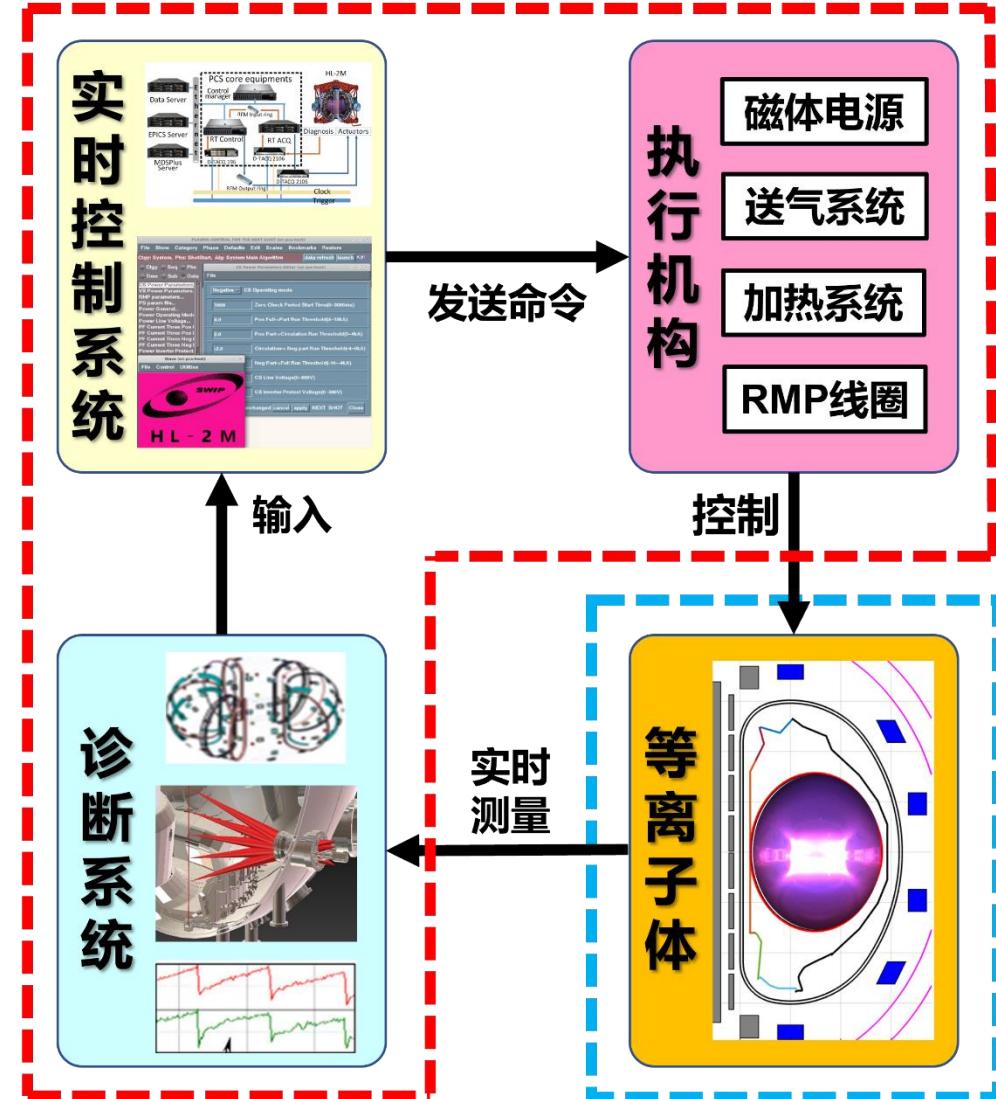


■ 聚变装置控制的四要素：

- **控制对象**: 等离子体 (位置形状、参数分布、不稳定性)
- **观测器**: 测量控制对象的特性，作为控制的依据
- **执行器**: 通过其动作改变控制对象的特性 (例如密度反馈控制中的送气系统)
- **控制器**: 提供从观测结果到控制指令的映射逻辑，支撑达到控制目标



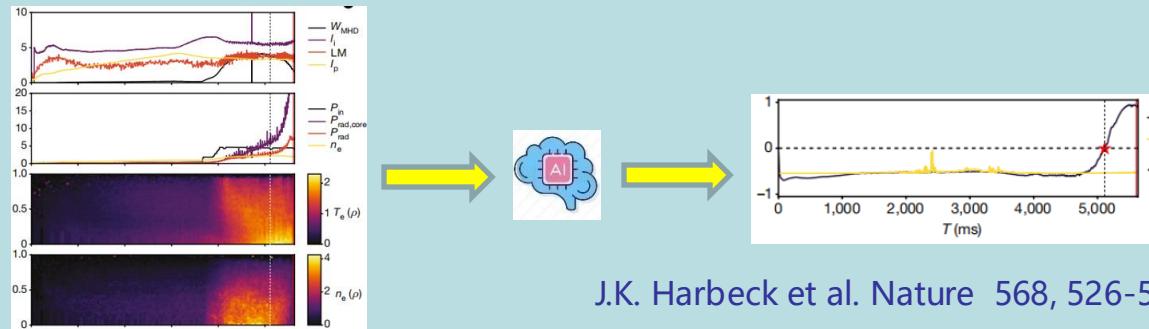
运行控制主要相关系统



等离子体

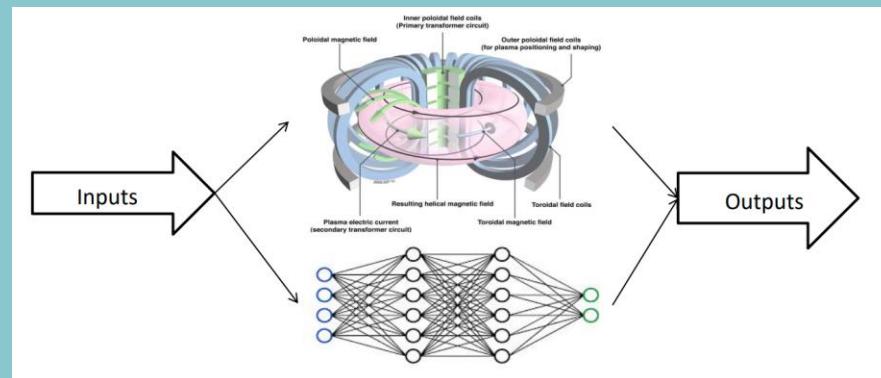
智能观测：监测复杂物理现象、快速处理诊断数据

- 人工会做，但给不出程序化的判定逻辑→破裂预测、不稳定性识别、...
- 数据分析速度、精度、鲁棒性难以兼顾→代理模型实时数据分析



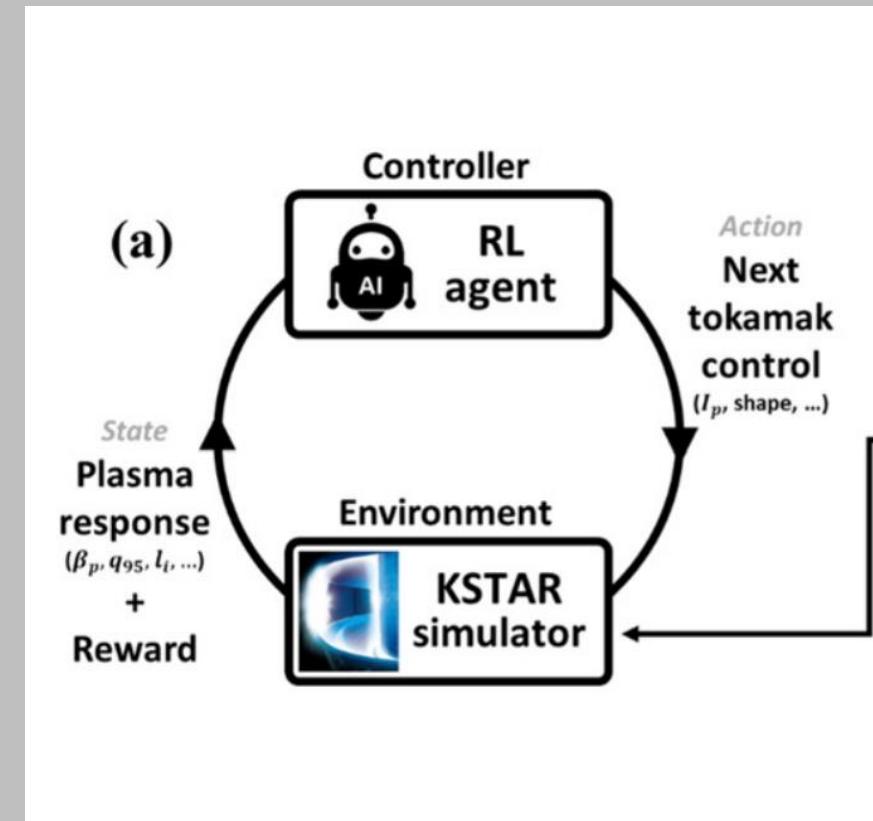
智能建模：模拟程序代理、数据驱动响应模型

- 学习物理仿真程序的输入输出，给出速度更快且精度接近的代理模型
- 学习实验数据中控制输入→实验结果的映射，不依赖解方程给出演化预测



智能控制：强化学习与扩散模型

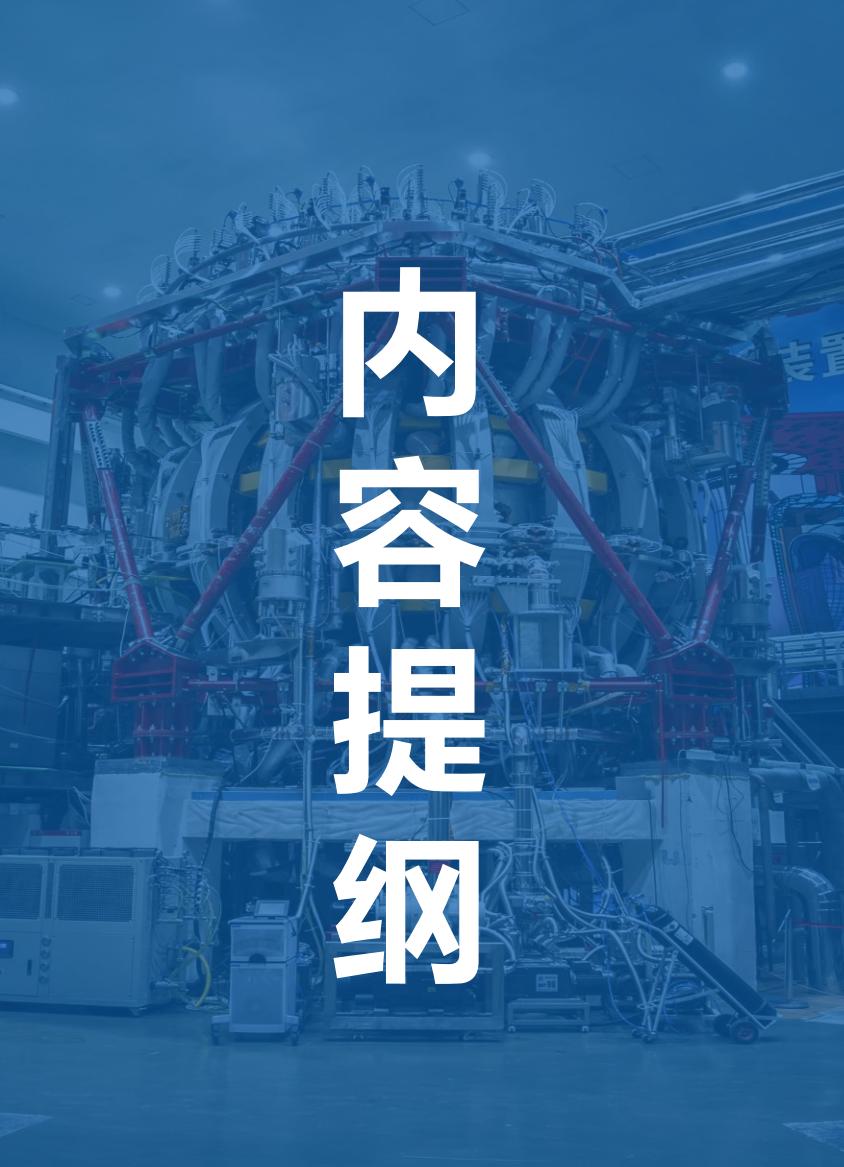
- 将预编程控制转为目标驱动的端到端控制
- 控制系统框架高度简化



J. Seo et al. Nature Vol 626, 746-751



内容提纲

- 
- 一、托卡马克智能化控制
 - 二、AI+观测器
 - 三、AI+控制响应模型
 - 四、AI+控制器
 - 五、总结与展望



■ Offline EFIT：准但不快

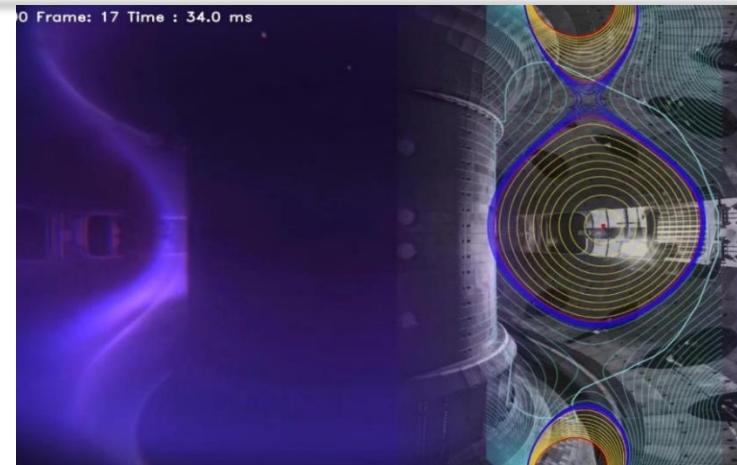
- 完整地迭代求解GS方程
- 求解结果较为可靠，但常规的计算时间~1s

■ RT-EFIT：快但不准

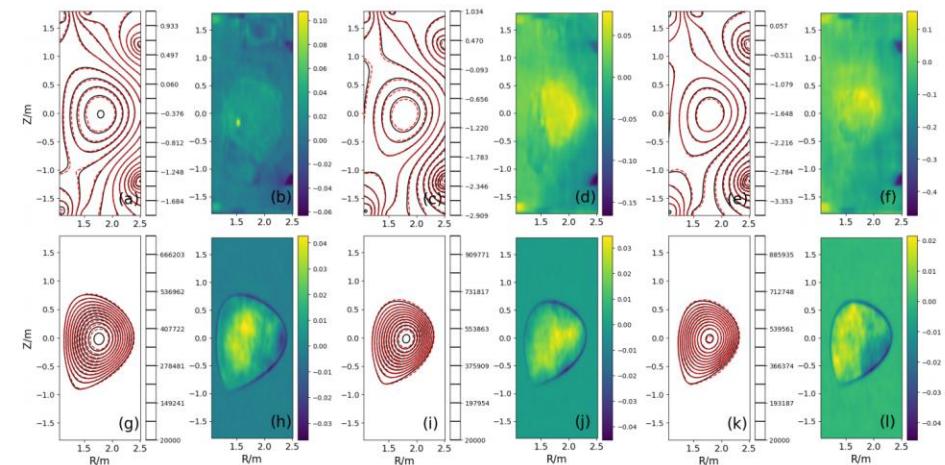
- 假设磁面缓变，减少迭代次数和网格数，做到毫秒级计算
- 但在等离子体状态变化剧烈时会不准
- 可以通过GPU并行等手段加速，但仍受磁面缓变假设的限制

■ EFIT-NN：速度、精度兼顾

- 从Offline EFIT积累的数据中学习输入到输出的映射
- 单次正向计算得到结果，速度极快



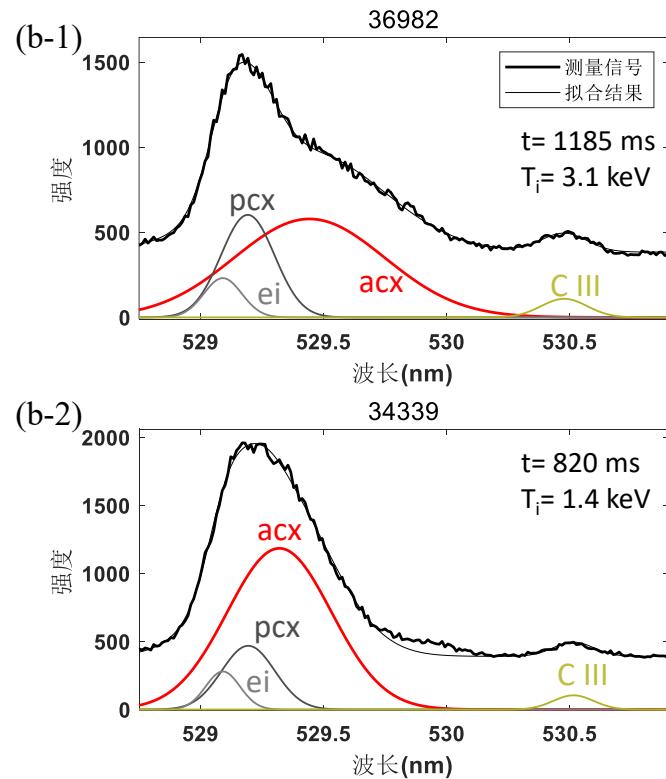
EFIT的目标是根据边界磁测量的数据推断出等离子体的形状、位置与内部磁面分布



EFIT-NN重建的磁通剖面与电流剖面

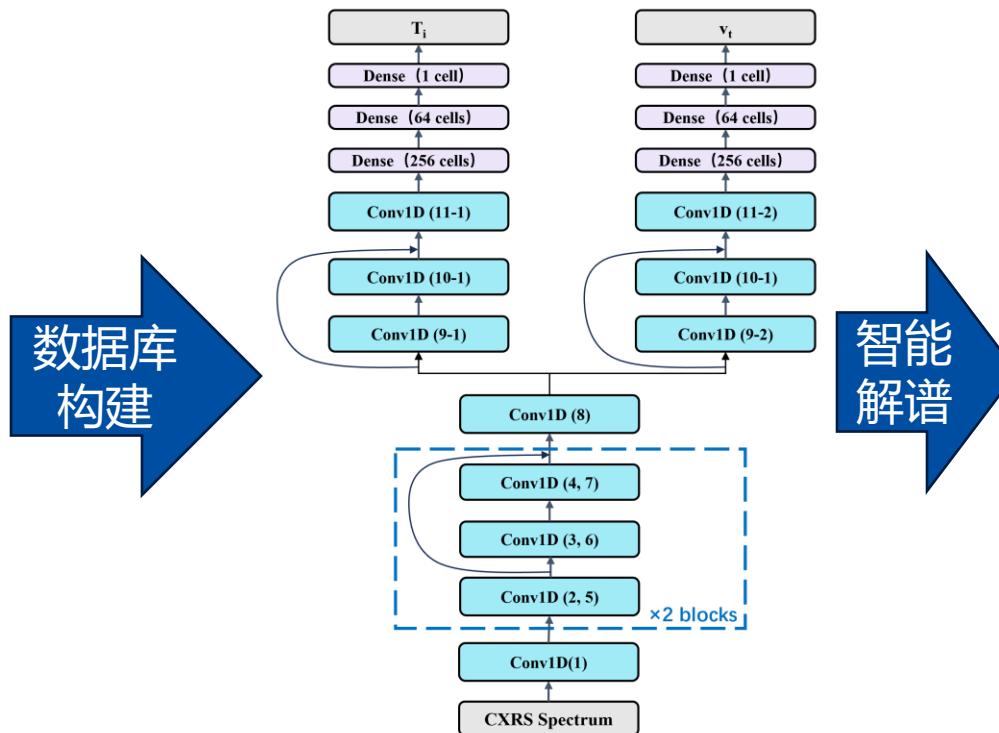
计算宏观位形参数耗时0.1ms，129*129磁通剖面耗时0.4ms

等离子体离子温度的数据分析高度依赖人工经验介入，难以自动化测量

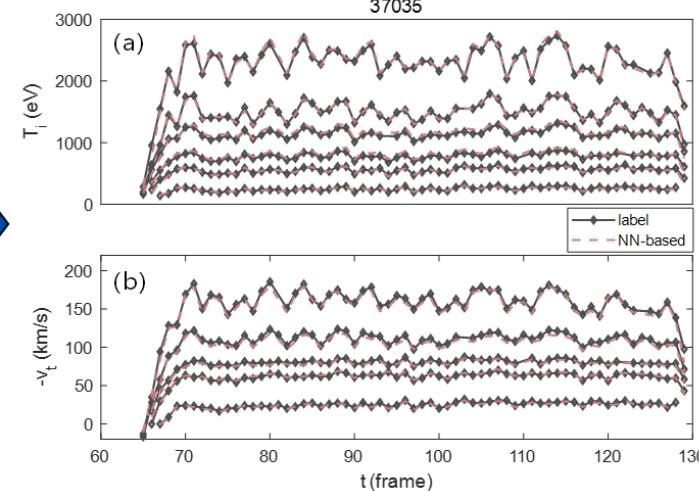


人工介入的高斯多峰拟合解谱结果

数据库
构建



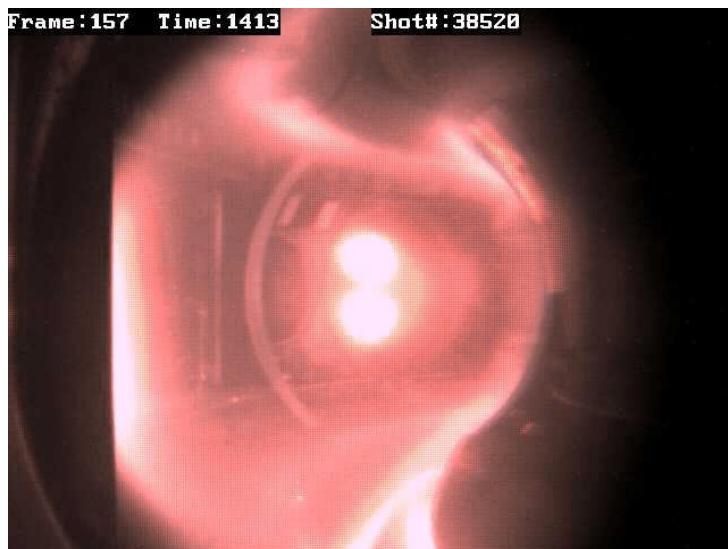
卷积神经网络、多任务学习模型



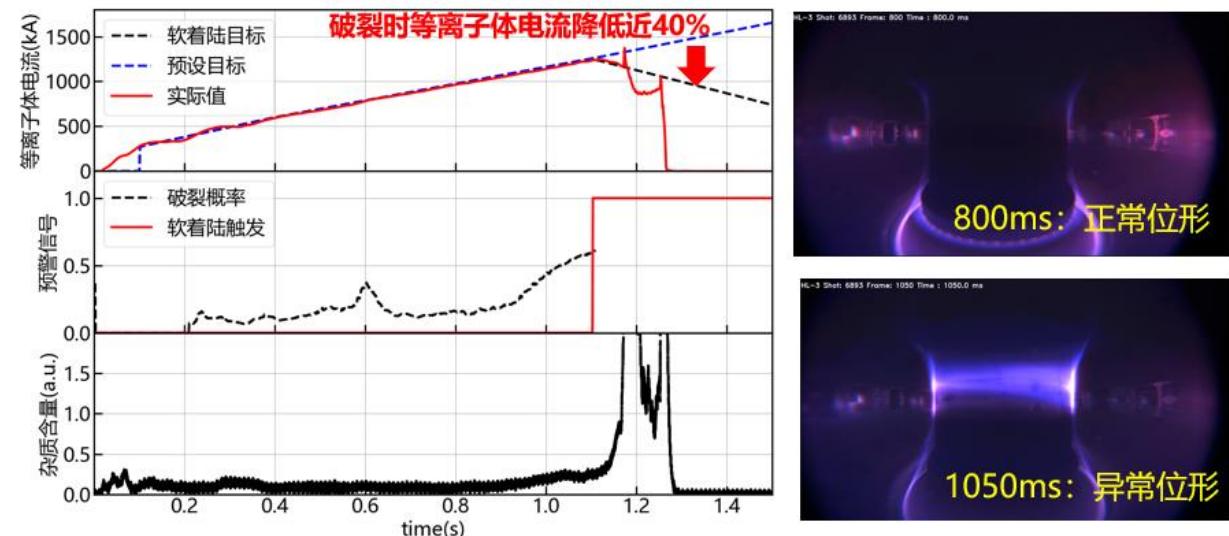
实时温度与转速剖面计算
1ms内求解24通道光谱
不受光谱噪点影响

■ 破裂预测与防护

- 发挥AI不怕“繁琐”的优势，监测近百个诊断通道，捕捉破裂先兆
- 支撑装置在高参数区间进行安全高效的实验探索
- 中国环流三号1.6MA放电调试阶段，成功应用人工智能技术预测破裂并实时反馈控制等离子体安全“软着陆”



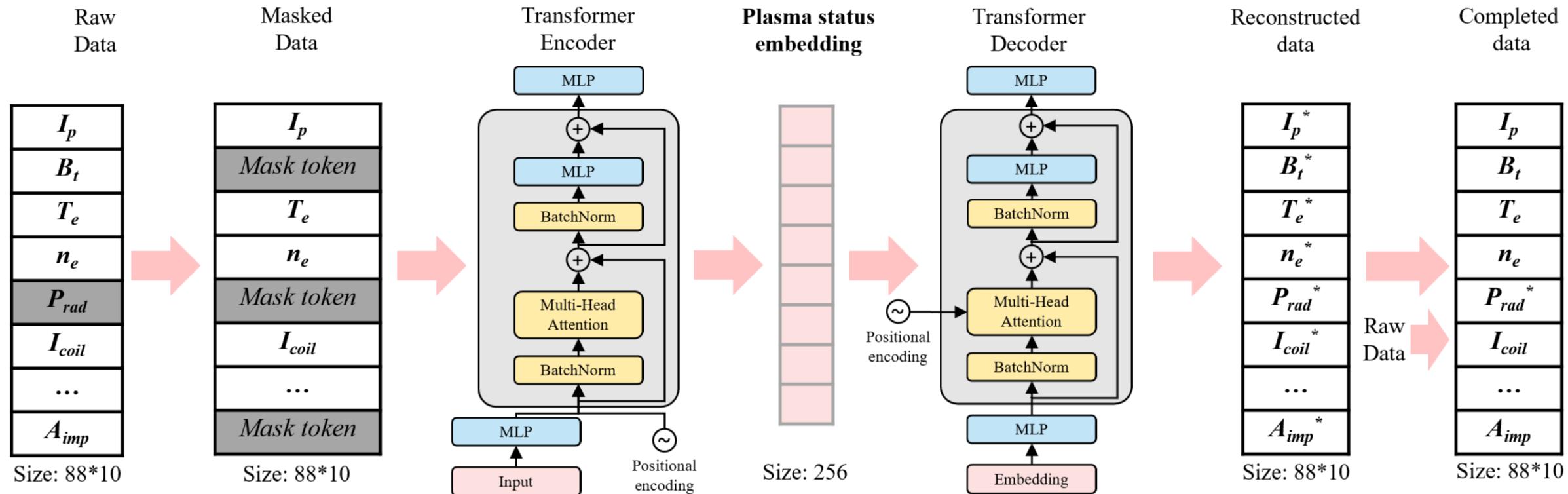
放电期间可能发生由磁流体不稳定性等原因引起的破裂，等离子体约束失效并迅速损失



中国环流三号1.6MA放电调试阶段破裂预测算法应用效果

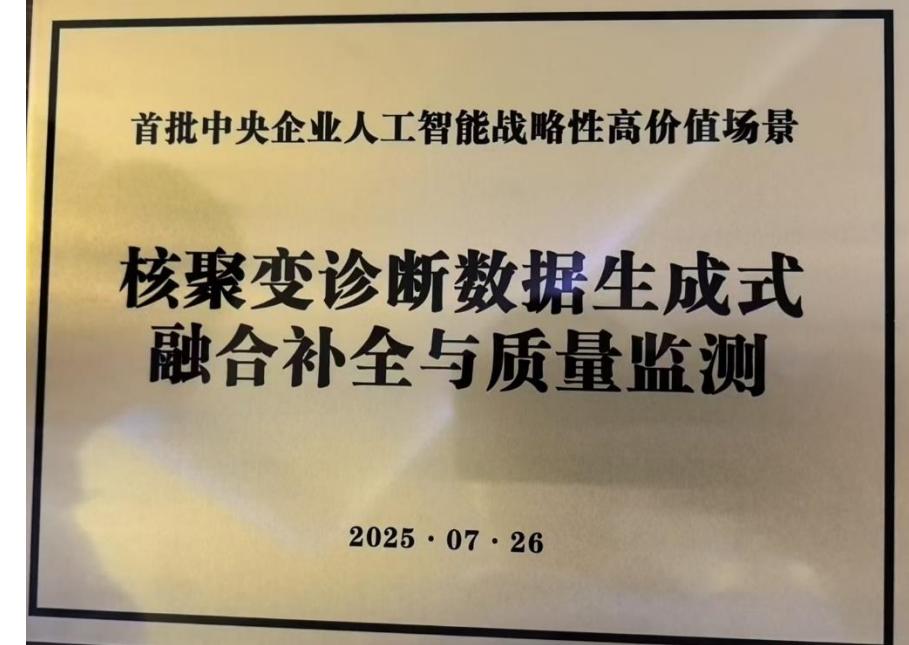
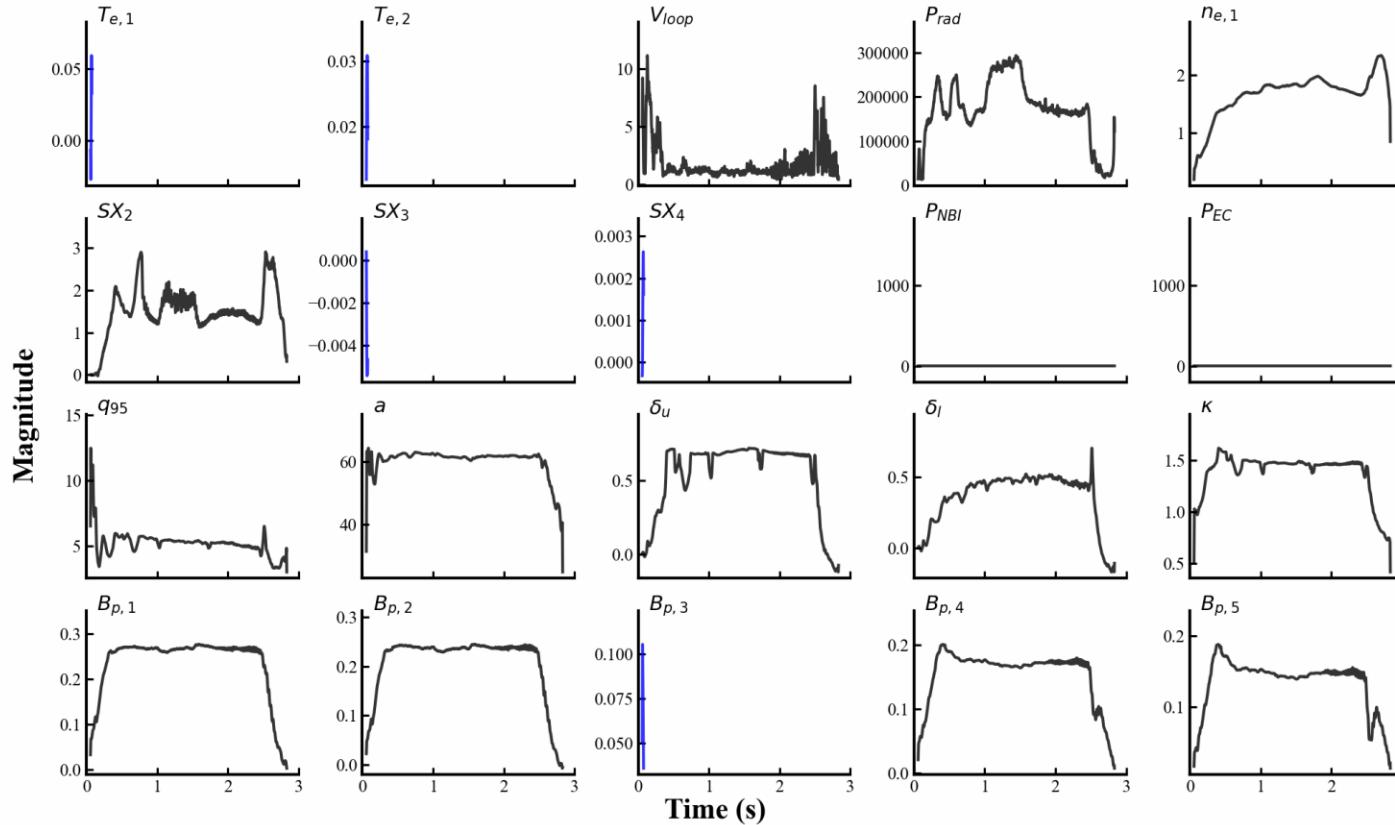
■ 自研FusionMAE架构，攻克核聚变等离子体参数诊断困难，数据缺失频繁的难题

- 通过不同物理参数间的耦合特性，从有效部分的数据中推断出缺失数据的波形
- 88道诊断数据在随机缺失比例不超过25%时，可用FusionMAE自动化补全，可靠性>96%



所覆盖12套诊断的数据完整度提升至100%

物理研究、统计分析、人工智能研发可用的有效数据大幅增加



入选首批中央企业人工智能战略性高价值场景



内 容 提 纲

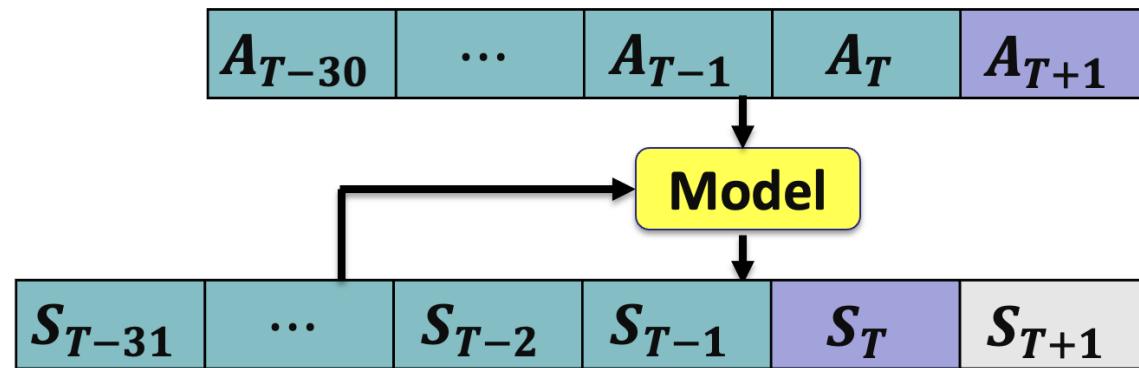
- 一、托卡马克智能化控制
- 二、AI+观测器
- 三、AI+控制响应模型
- 四、AI+控制器
- 五、总结与展望



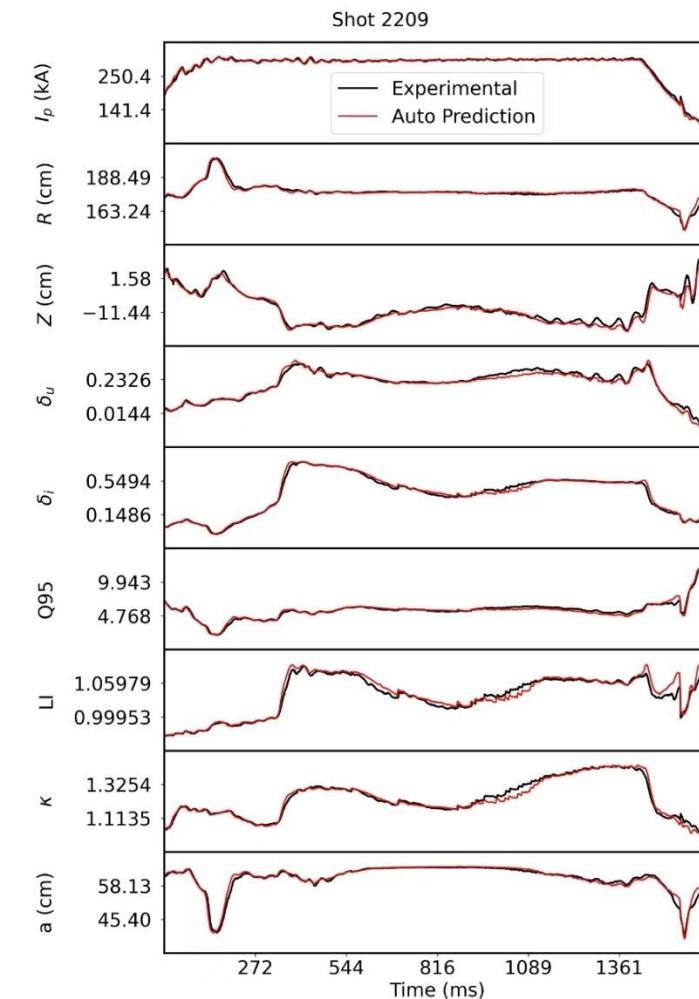
■ 等离子体位形演化模拟：当前状态+控制指令 \rightarrow 未来状态

■ HL-3磁位形演化预测器

- 完全基于HL-3 历史数据训练，不依赖解方程方法：无近似问题
- 借助GPU并行手段，可提供每秒近百万次模拟交互
- 可用于预测性控制、强化学习训练，控制算法设计



位形演化模拟器的输入输出架构示意

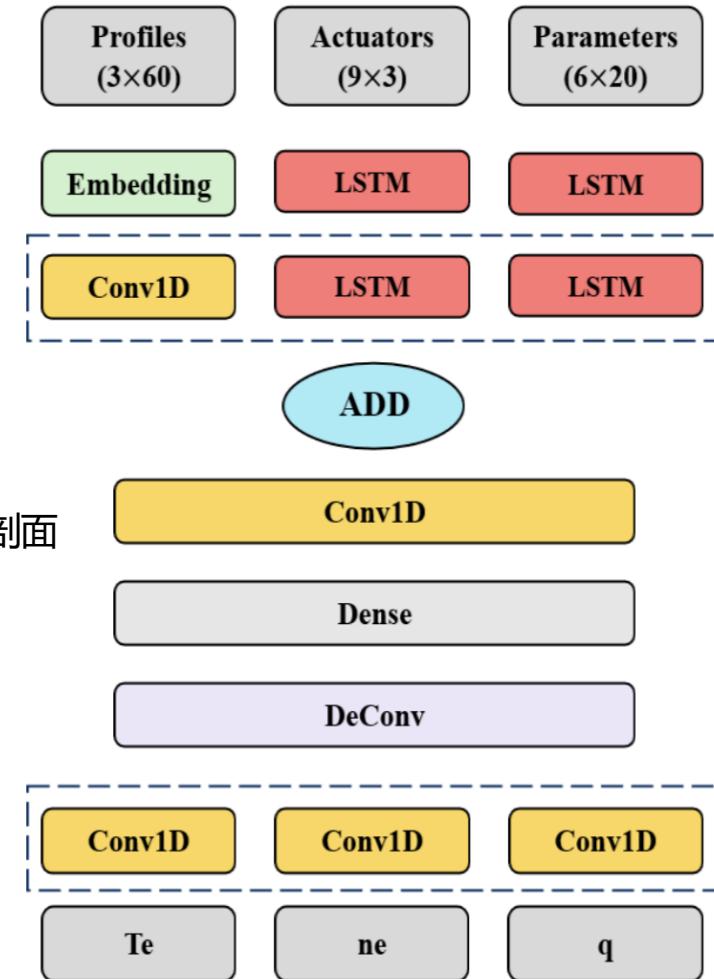


NN预测等离子体波形（红）和实际放电结果（黑）的对比



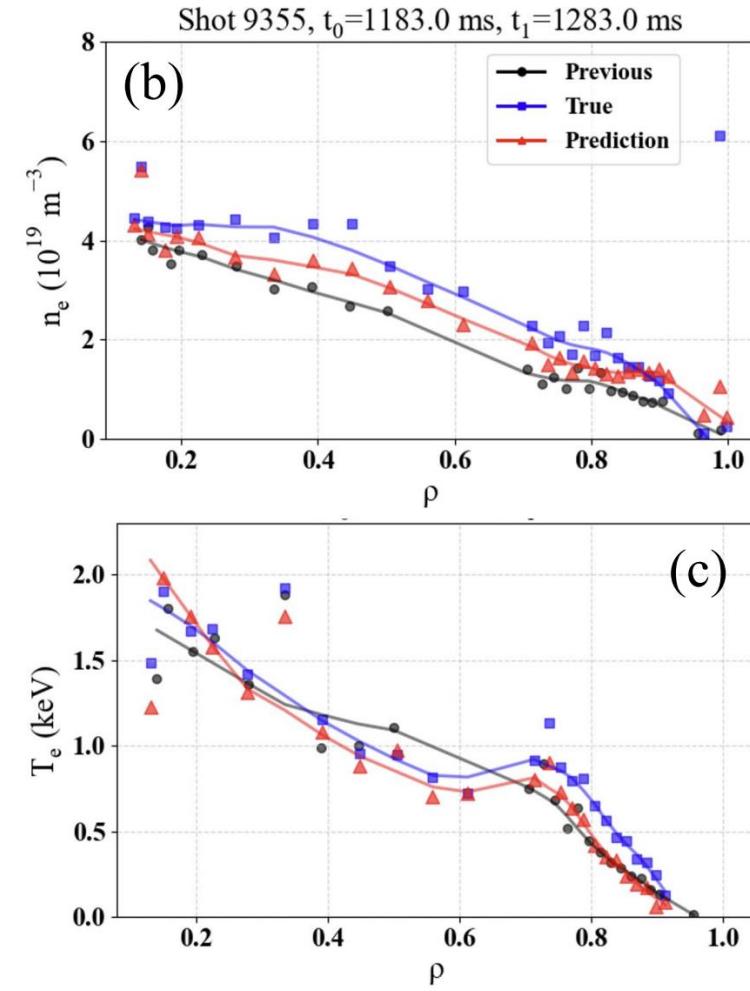
■ 传统方法限制

- 需要集成大量模块才能准确建模完整剖面
- 计算耗时通常为数小时起步，难以支持实时应用



■ 数据驱动的剖面演化预测器

- 当前剖面+磁位形+加热/加料计划 → 100ms后剖面
- 用神经网络从历史数据中捕捉上述映射关系
- 成功实现实时的剖面演化趋势预测





内 容 提 纲

- 一、托卡马克智能化控制**
- 二、AI+观测器**
- 三、AI+控制响应模型**
- 四、AI+控制器**
- 五、总结与展望**

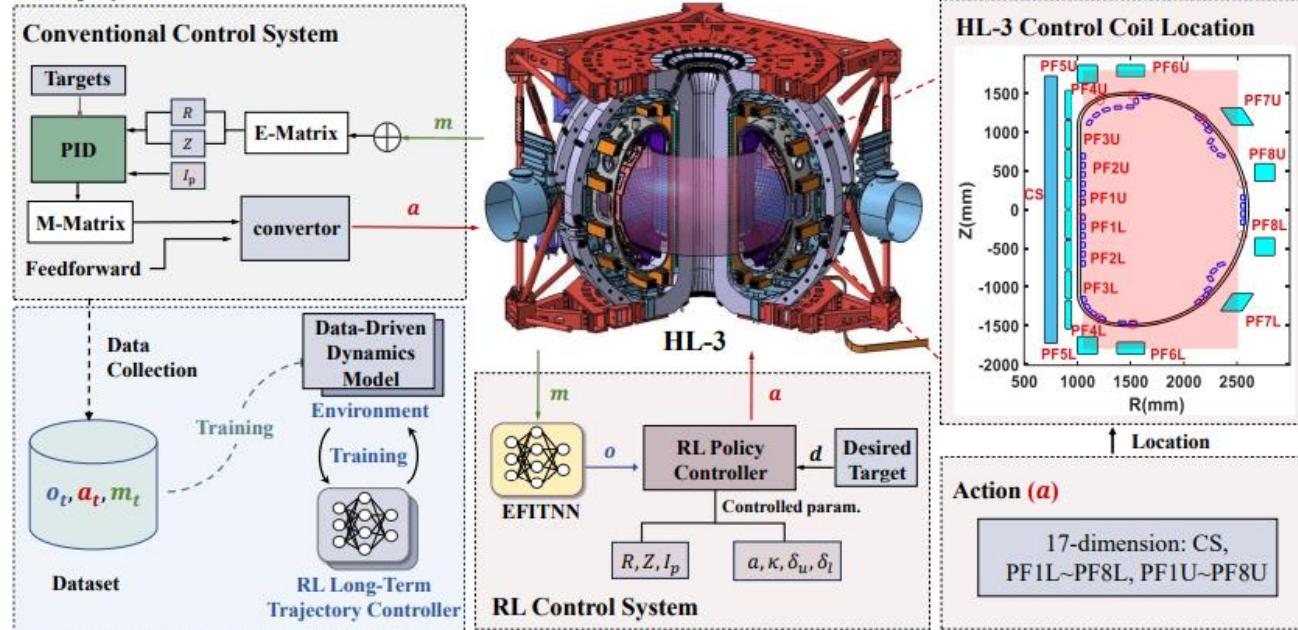




HL-3上基于强化学习的磁位形控制

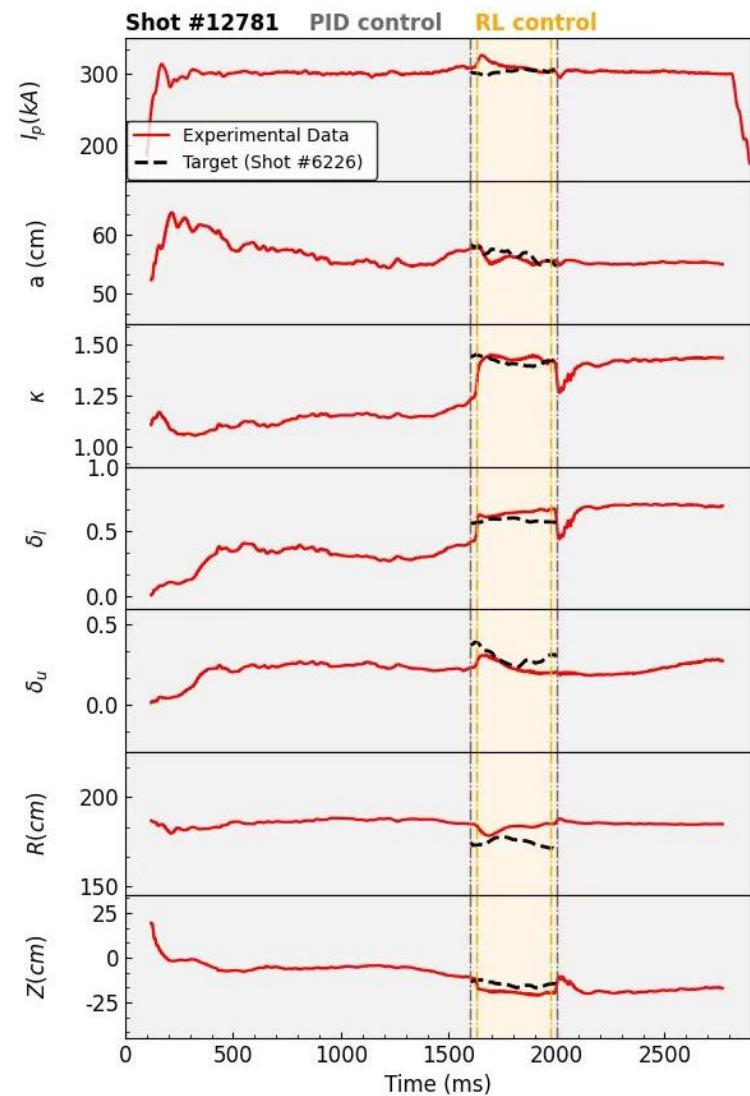
- 实现了400ms的AI位形控制，完整执行了传统控制→强化学习→传统控制的交接流程，并顺利结束放电
- 磁控制回路已示范性完成“智能诊断-仿真-模拟”闭环，后续尝试推广至剖面和不稳定性控制

a Deployment



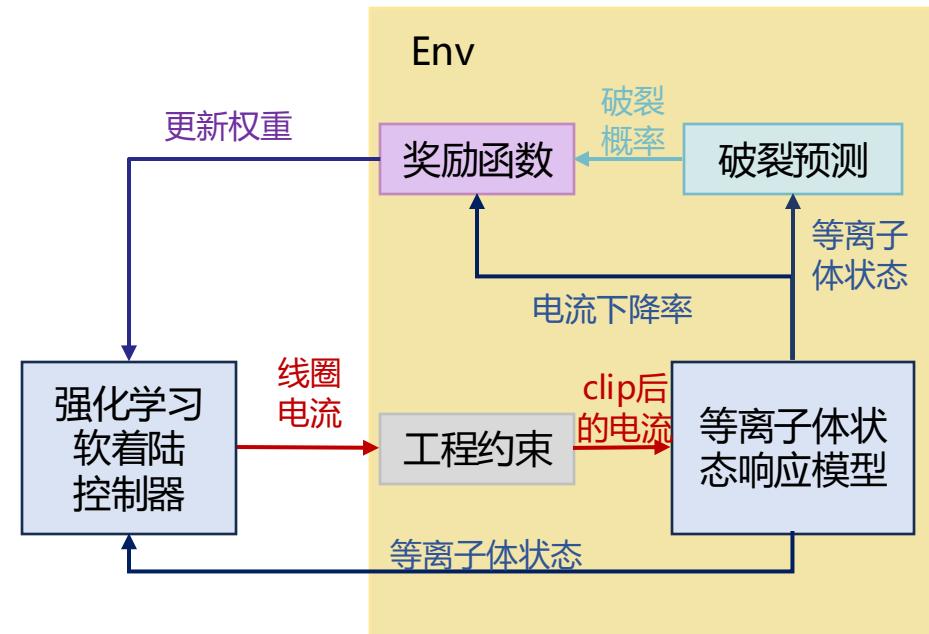
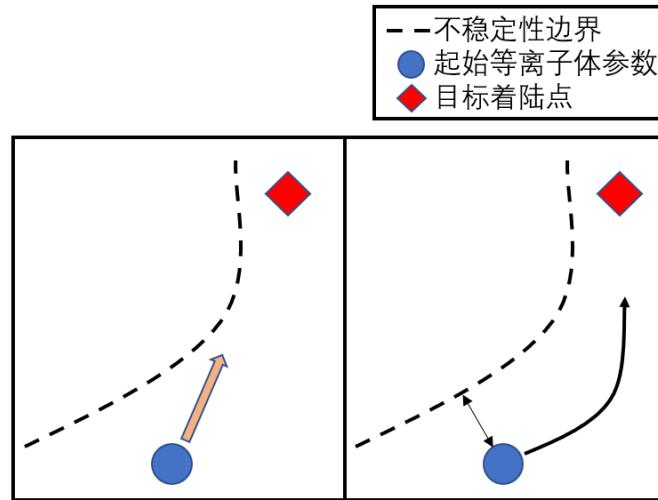
HL-3上部署强化学习控制器进行磁位形控制的框架

Niannian Wu, et al, Nature Comm. Phys. 8:393(2025)



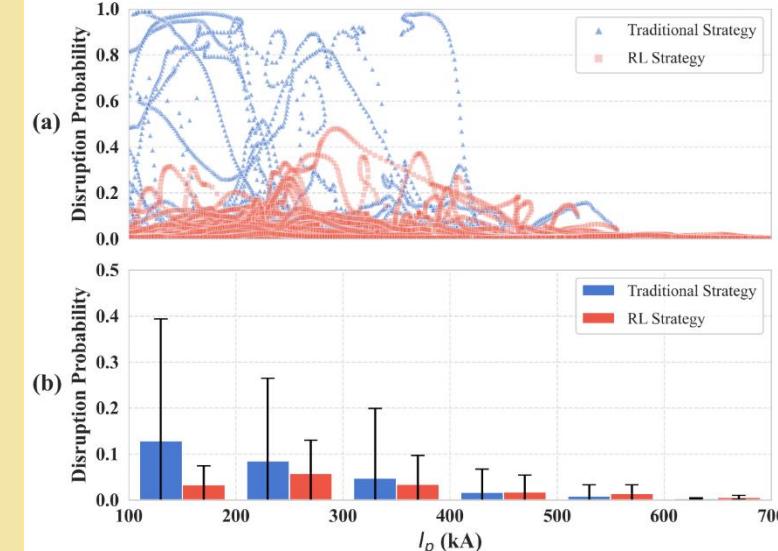
HL-3上PID→RL→PID交接闭环的效果

- 传统的“预设波形+反馈控制”软着陆策略难以应对多样化的工况和破裂原因
- AI解决方案：实时评估软着陆中每个等离子体状态的破裂风险，通过强化学习搜出一条“低风险”路径



从起始等离子体参数向目标着陆点径直前进可能会经过不稳定参数区，因此需要规划一条合理的着陆曲线

强化学习、响应模型、破裂预测等模块的协同工作流



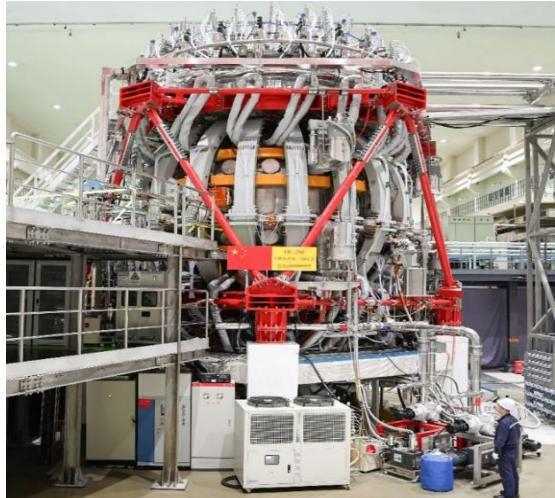
强化学习控制（红）和传统控制（蓝）时破裂概率随等离子体电流的变化轨迹



内 容 提 纲

- 一、托卡马克智能化控制
- 二、AI+观测器
- 三、AI+控制响应模型
- 四、AI+控制器
- 五、总结与展望





第一等离子体

1.15MA
等离子体电流

2020

2022

2023

3月

4月

7月

8月

12月

2024

2025

12月

4月

高约束模实现

雪花偏滤器位形

偏滤器位形

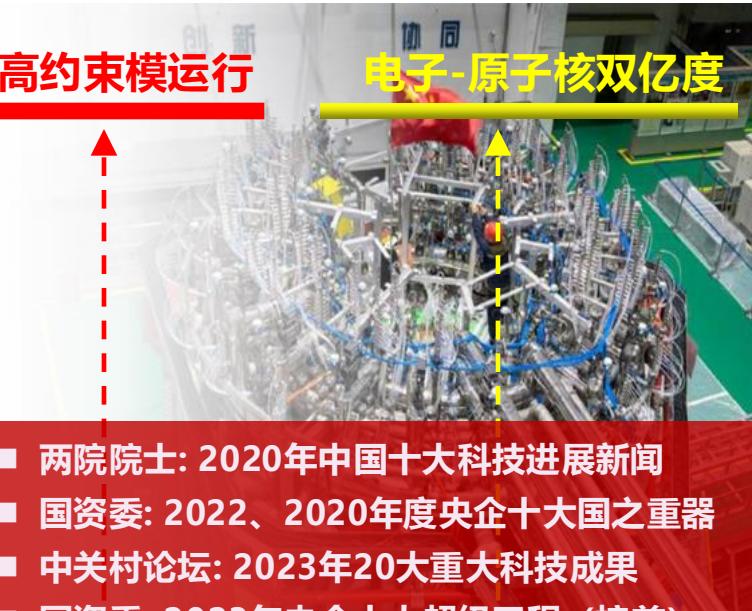
1MA 高约束模

1MA 偏滤器运行

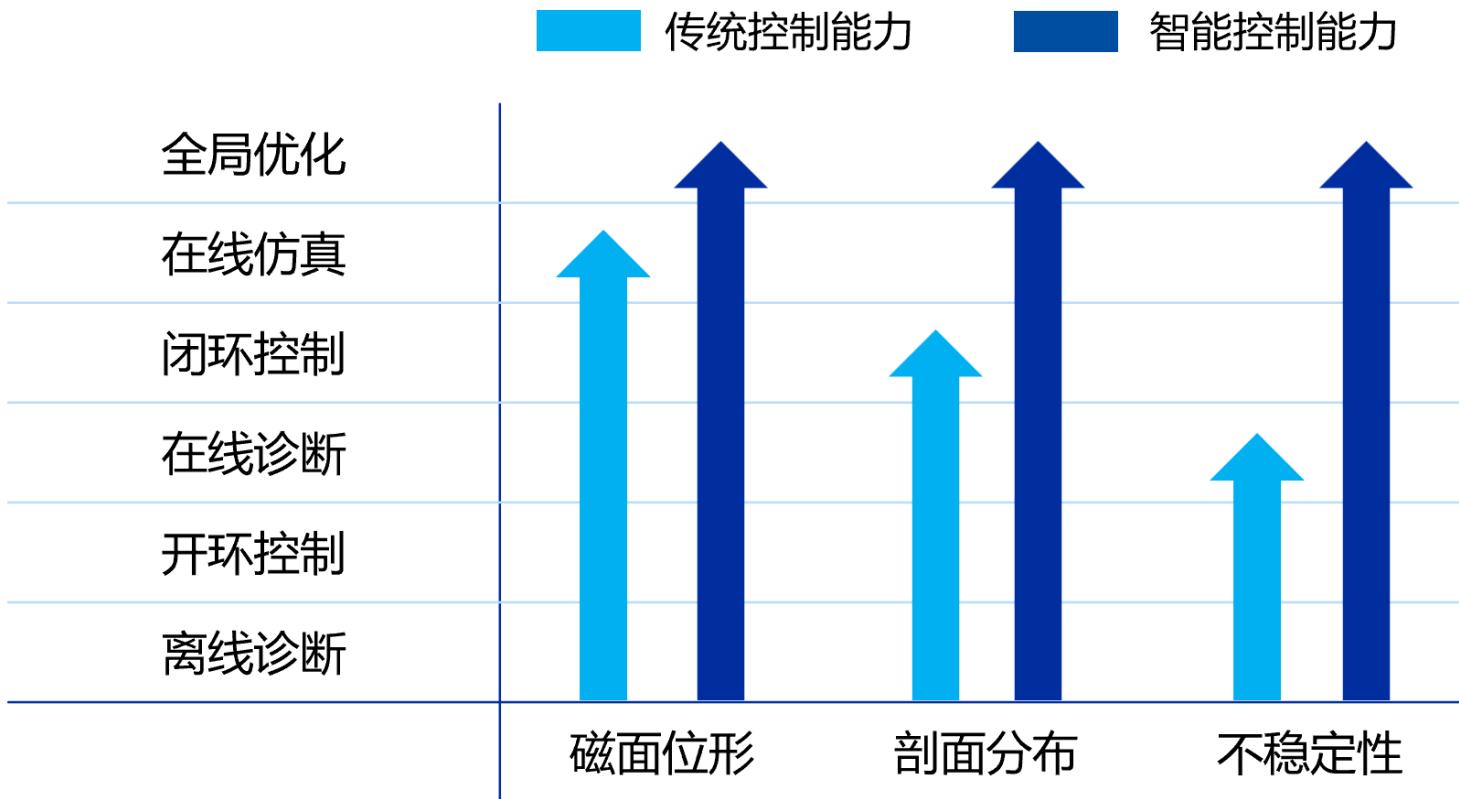
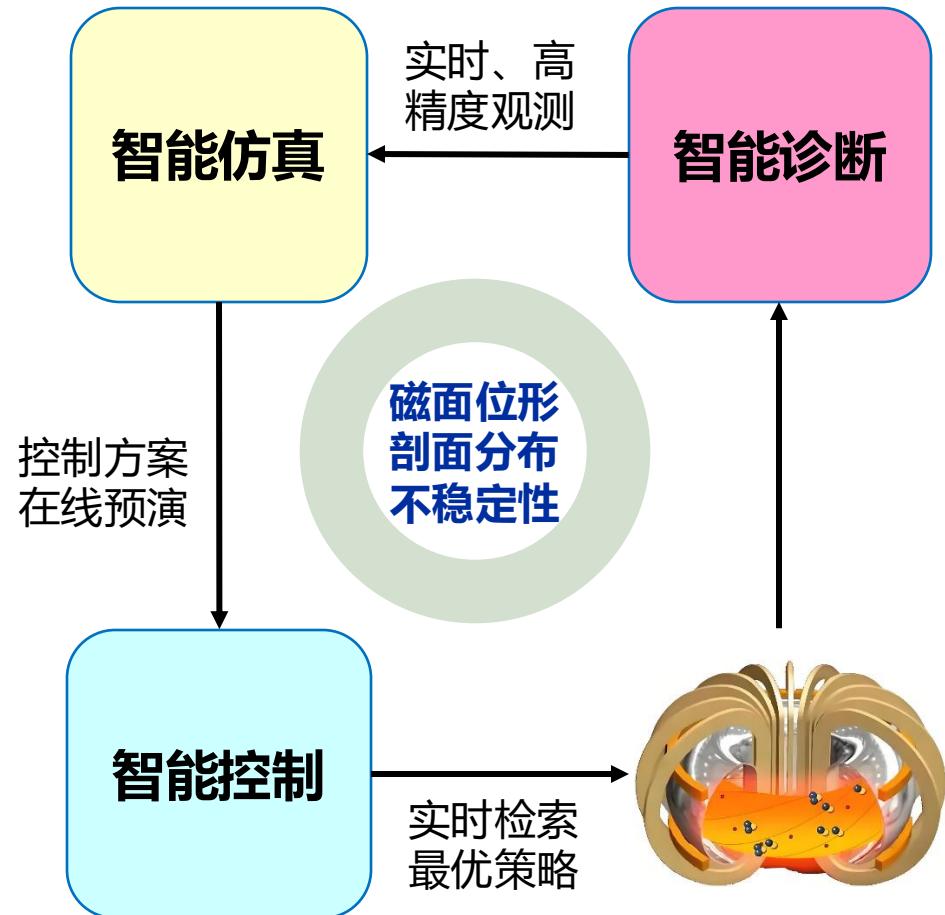
1.5MA 高约束模运行

电子-原子核双亿度

- 两院院士: 2020年中国十大科技进展新闻
- 国资委: 2022、2020年度央企十大国之重器
- 中关村论坛: 2023年20大重大科技成果
- 国资委: 2023年央企十大超级工程 (榜首)
- 国防科技工业: 2023年度十大新闻
- 四川省: 2024年度六大科学装置成果



堆芯级参数居国际第一方阵，将于2027年开展国内首次燃烧等离子体物理实验

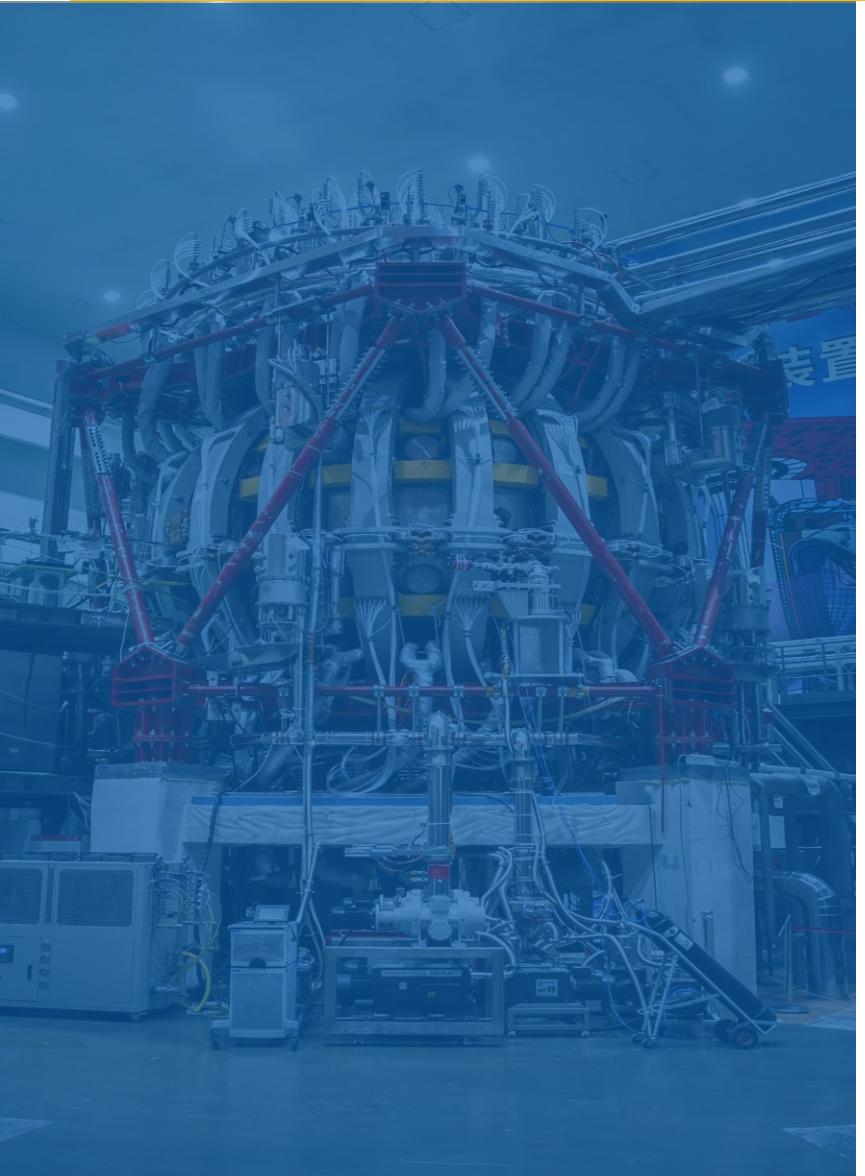


在人工智能的加持下，有望实现对磁面位形、剖面分布、不稳定性三项核心对象的控制闭环与全局优化



核工业西南物理研究院

中核集团 Southwestern Institute of Physics
CNNC



感谢聆听!

报告人: 杨宗谕

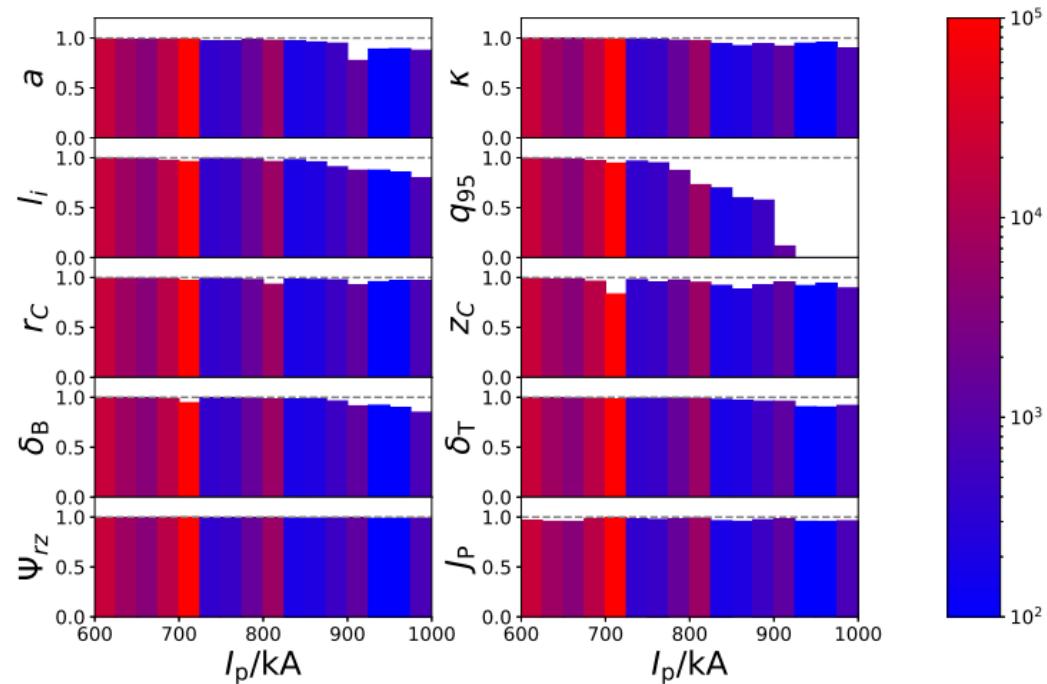
E-mail: zy-yang@swip.ac.cn

特别致谢:

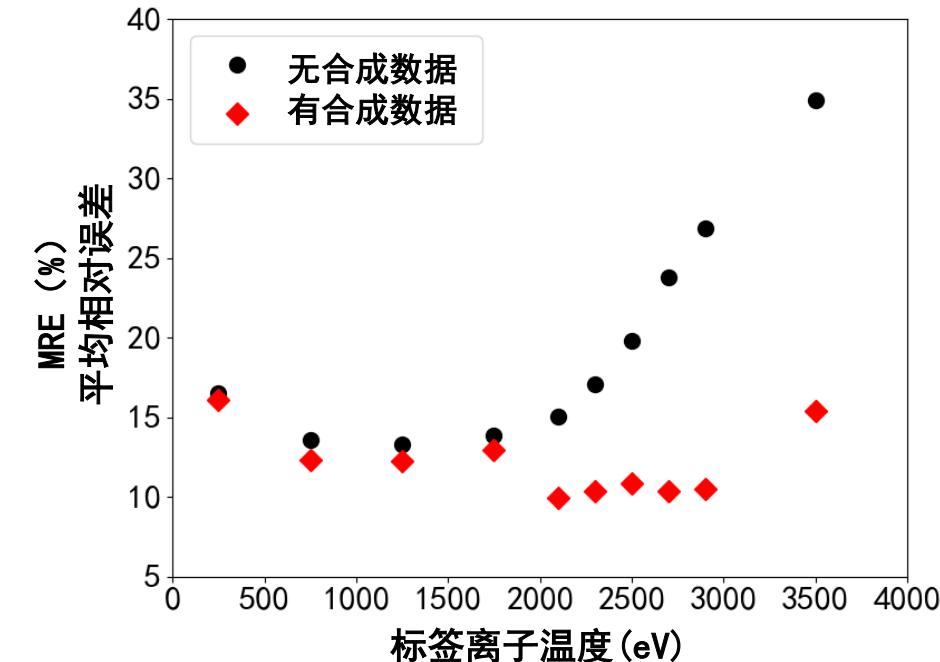


超出训练集参数区间时，算法性能下降严重

不利于新装置对未知参数区间的探索

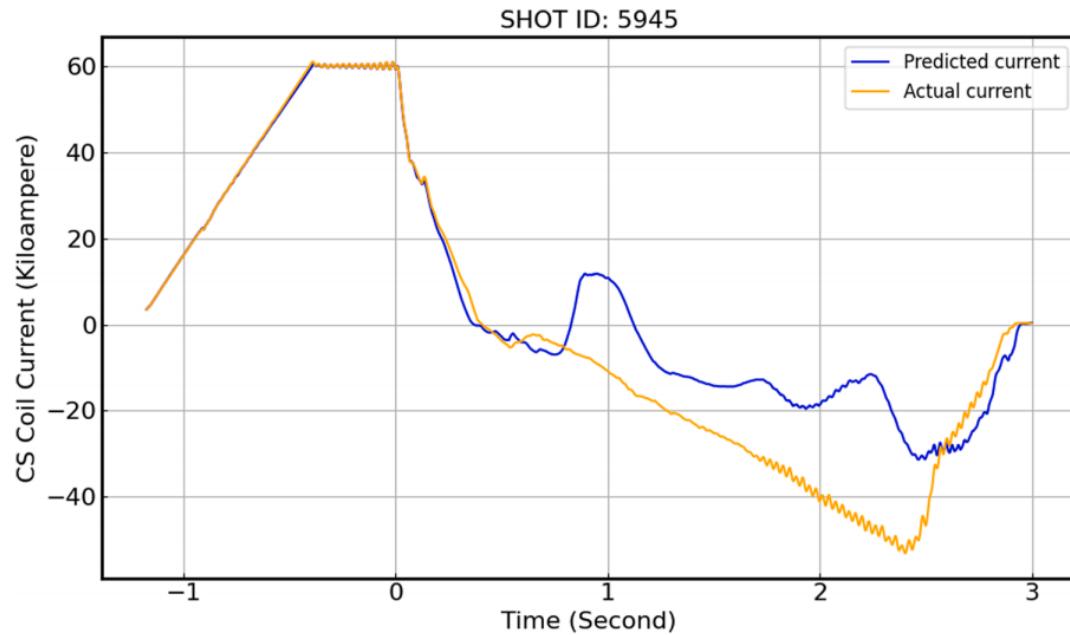


HL-3上仅使用600kA以下的数据训练EFIT-NN时，模型在600kA以上数据中的测试表现

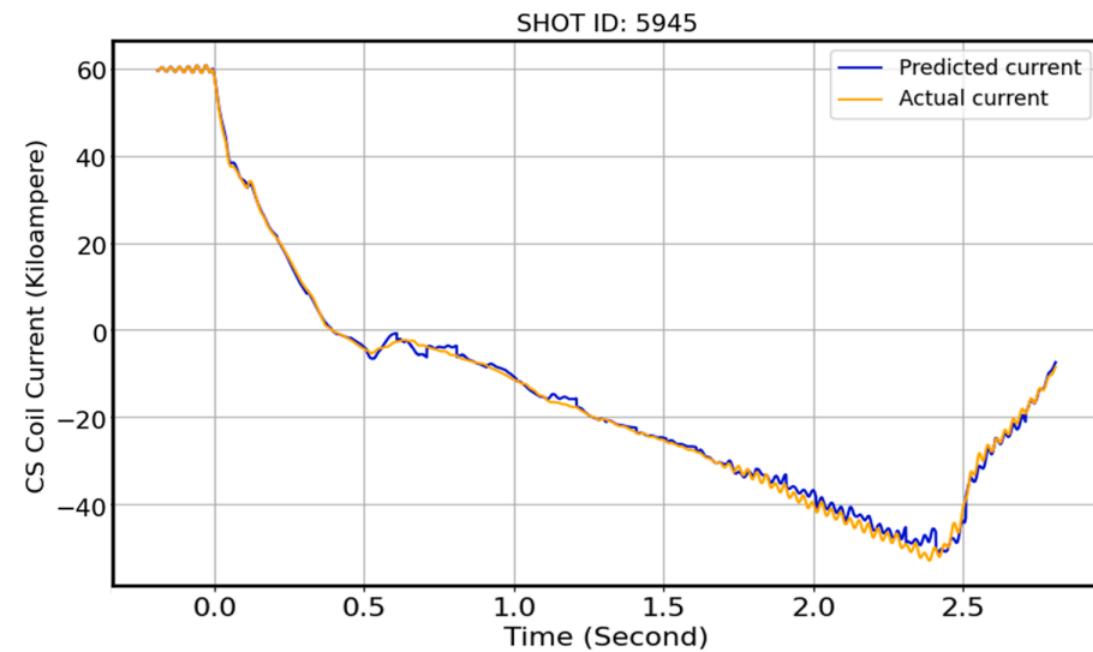


CXRS智能解谱算法只用2keV以下温度的数据训练时，在2keV以上的区间同样性能不佳，但可以通过加入合成数据解决

模型用于长序列预测时，如果输入是上一个时刻的模拟输出，误差会随时间不断累积



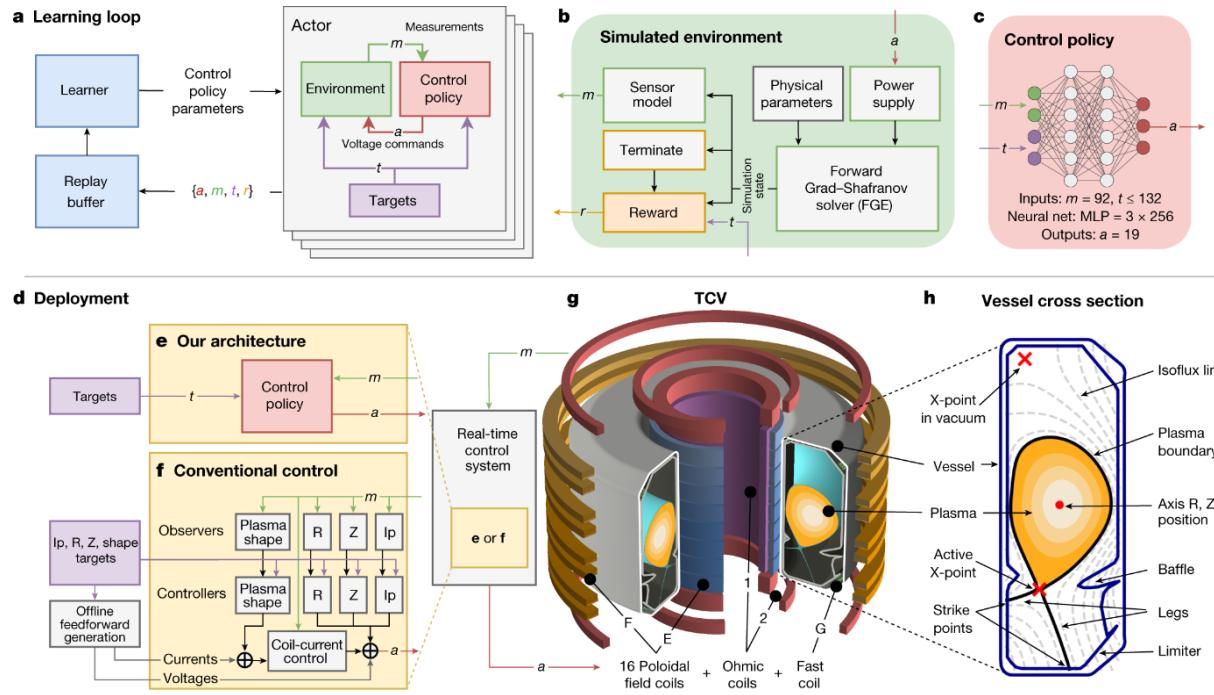
数据驱动的线圈响应模型在长序列预测时，后半段的偏差变得无法接受



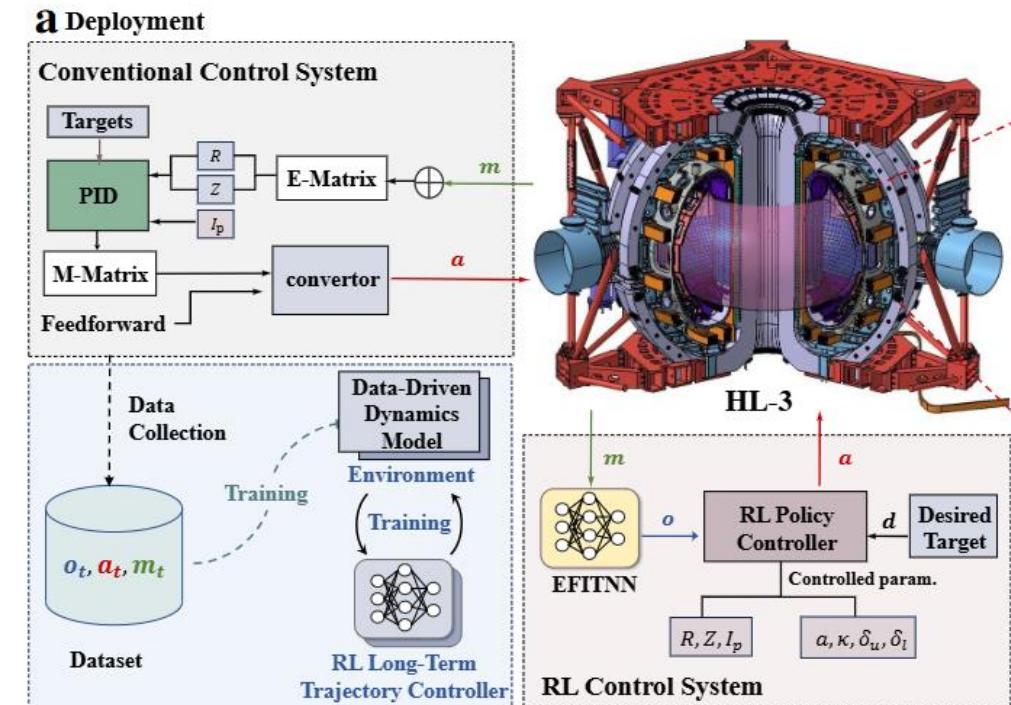
通过计划采样、多时间尺度预测并融合等方式可以缓解，但对于长脉冲装置可能仍是较大的问题



随着状态空间、动作空间的维度升高，强化学习算法的开发成本爆炸式上升



TCV Nature 2022的研究中，使用磁探针原始信号做控制输入（状态空间92维）



HL-3上需改成7个等离子体形状参数做输入（状态空间24维），否则单次训练时长将从~1小时升至~1月