



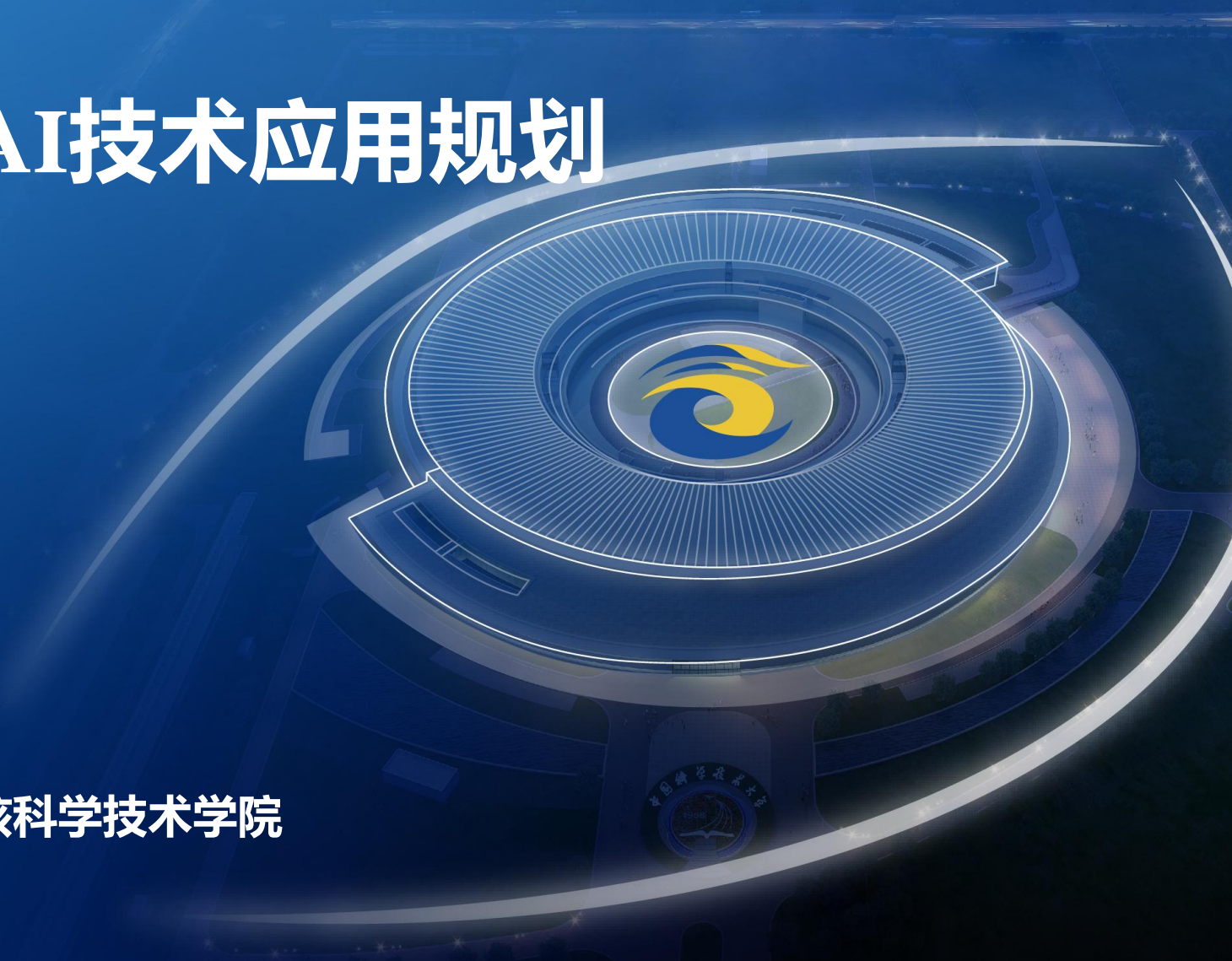
中国科学技术大学
国家同步辐射实验室
NATIONAL SYNCHROTRON RADIATION LABORATORY

NSRL加速器光源中AI技术应用规划 及近期研究进展

冷用斌

中国科学技术大学国家同步辐射实验室/核科学技术学院

2025.12.28



目 录

CONTENTS

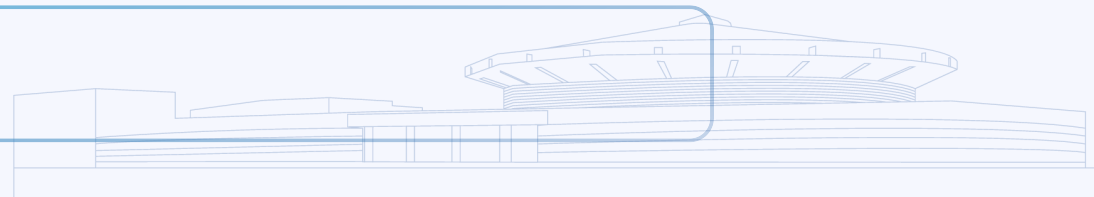
01 NSRL加速器AI技术应用总体规划

02 设备层面的应用（信号处理）

03 装置运行性能评估

04 装置运行参数调优

05 结论





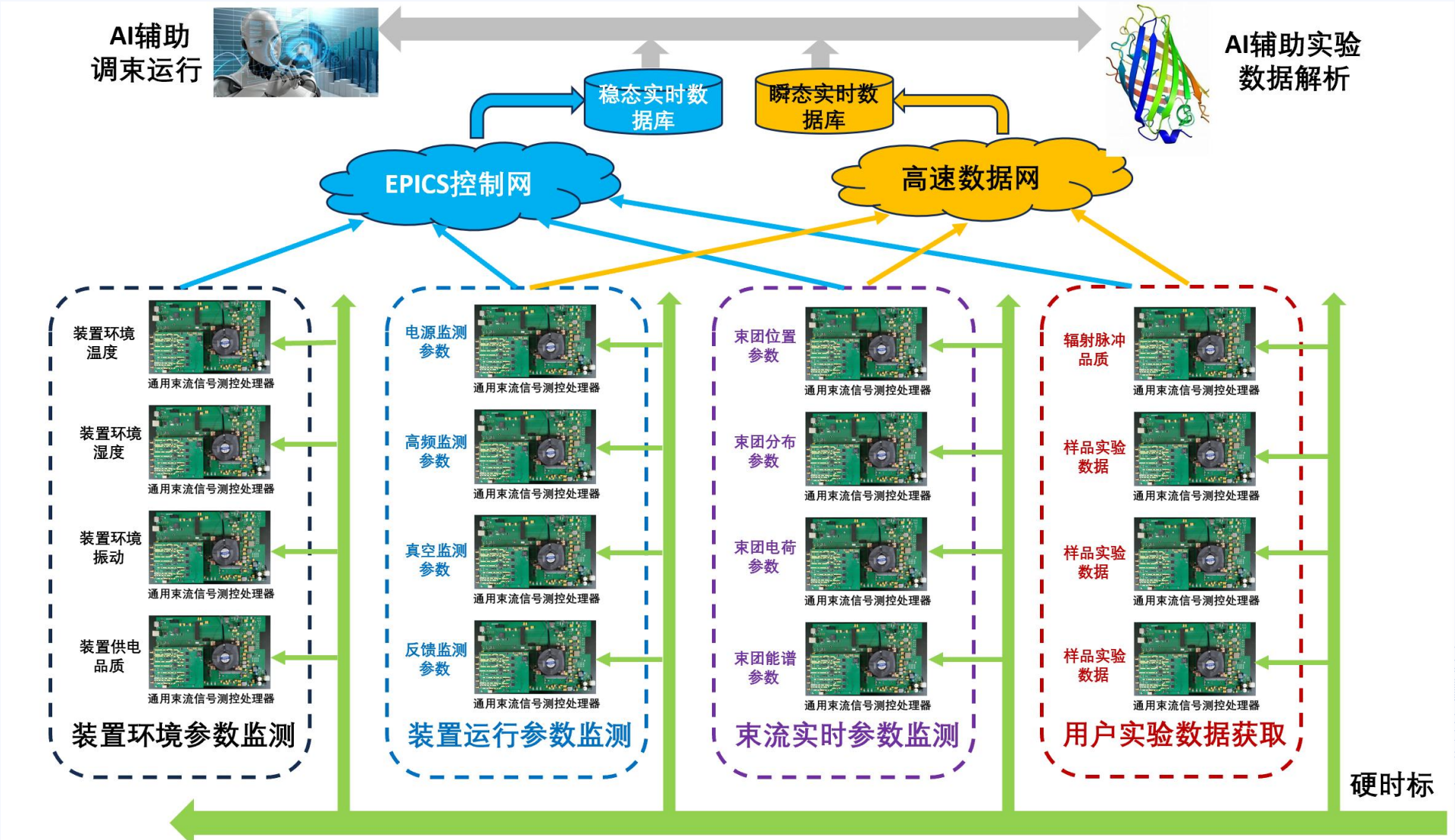
中国科学技术大学
国家同步辐射实验室
NATIONAL SYNCHROTRON RADIATION LABORATORY

01

NSRL加速器装置AI技术应用总体规划

大科学装置中AI技术应用的总体目标

- 加速器装置参数自动优化、一键运行、故障提前预警、预测性维护
- 实验数据高效自动分析，不同实验方法数据融合，基于加速器束流参数变化的数据分析补偿



传统方法

必须知道目标函数、特定物理关系和阈值

受实际的环境影响理论关系与实际关系有差距

主要针对线性优化行为，目标参数相对较少

实时性较差，耗费大量计算资源



机器学习

不需要显式的规则（自己根据样本学习）

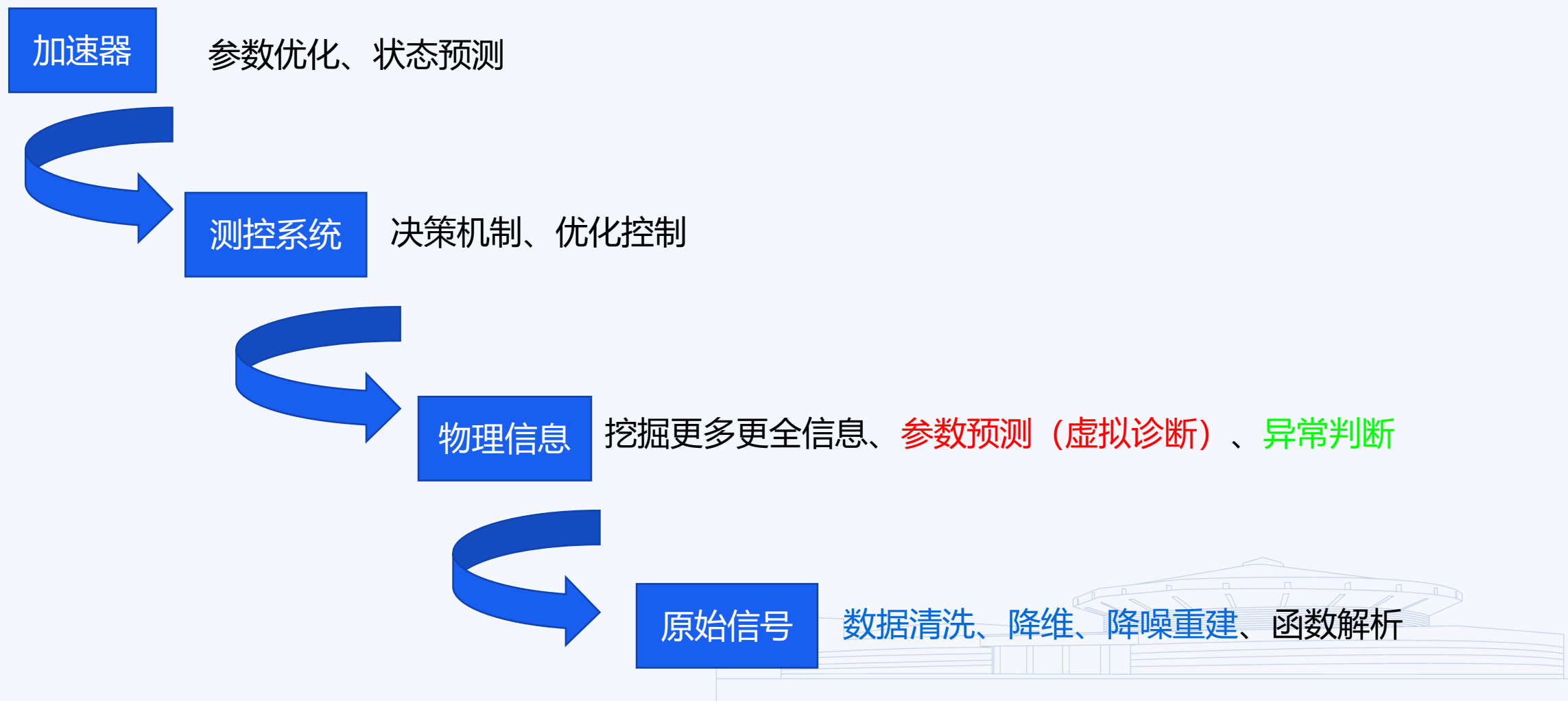
考虑到各种人工难以发现和定量的细节的影响

不受非线性影响，可以方便的建立包含成百上千参数的复杂模型

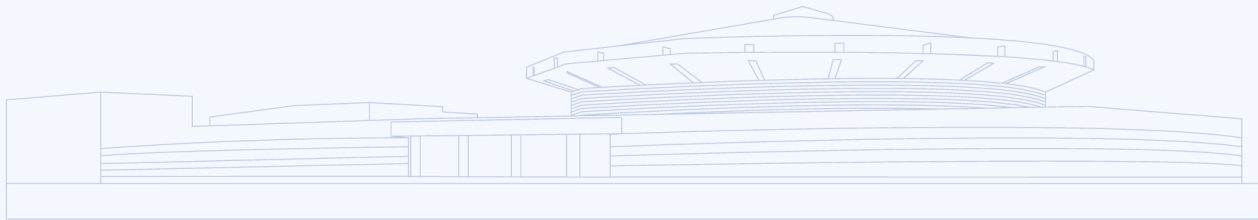
训练过程完成后可以进行快速的在线处理



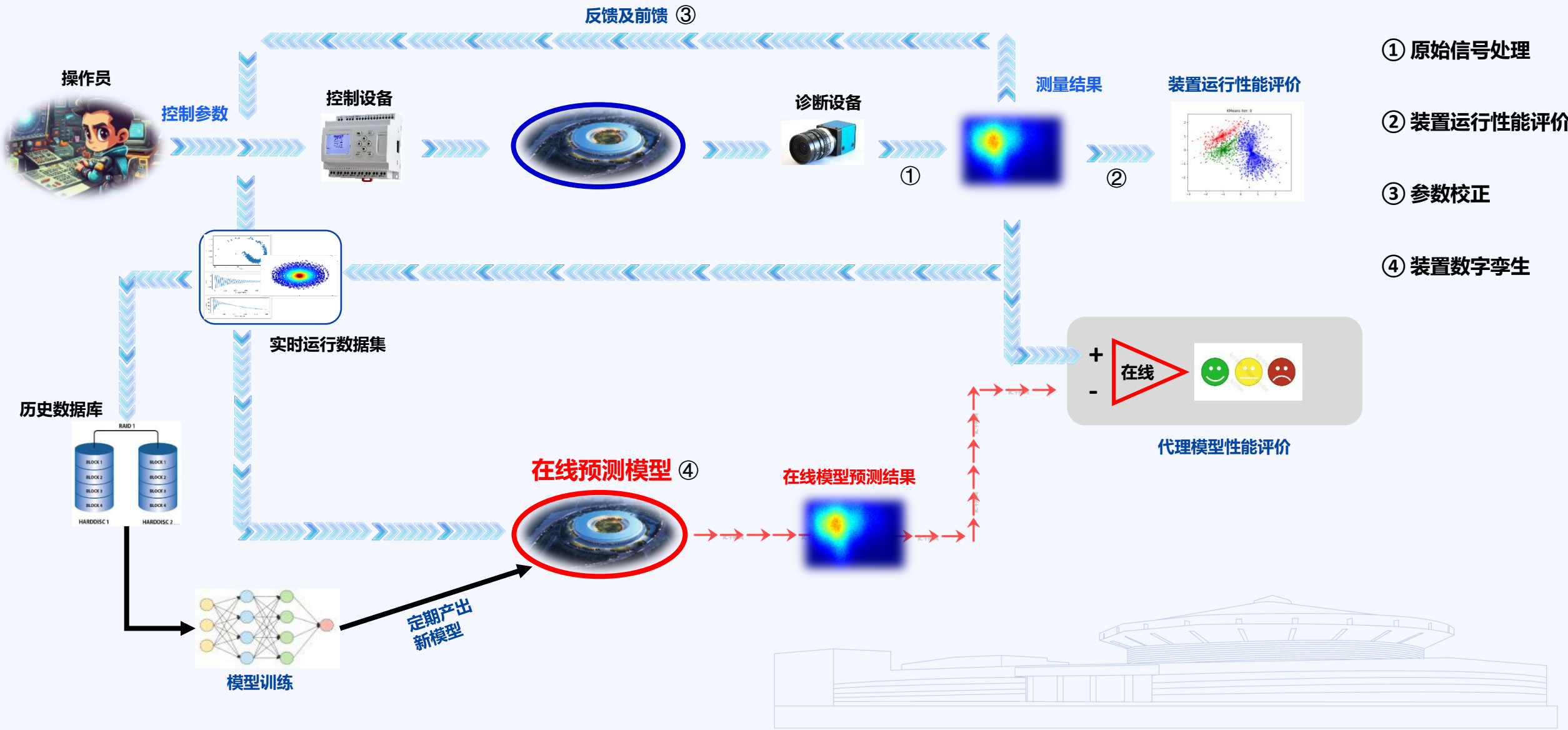
大装置中不同层级AI技术的应用可能



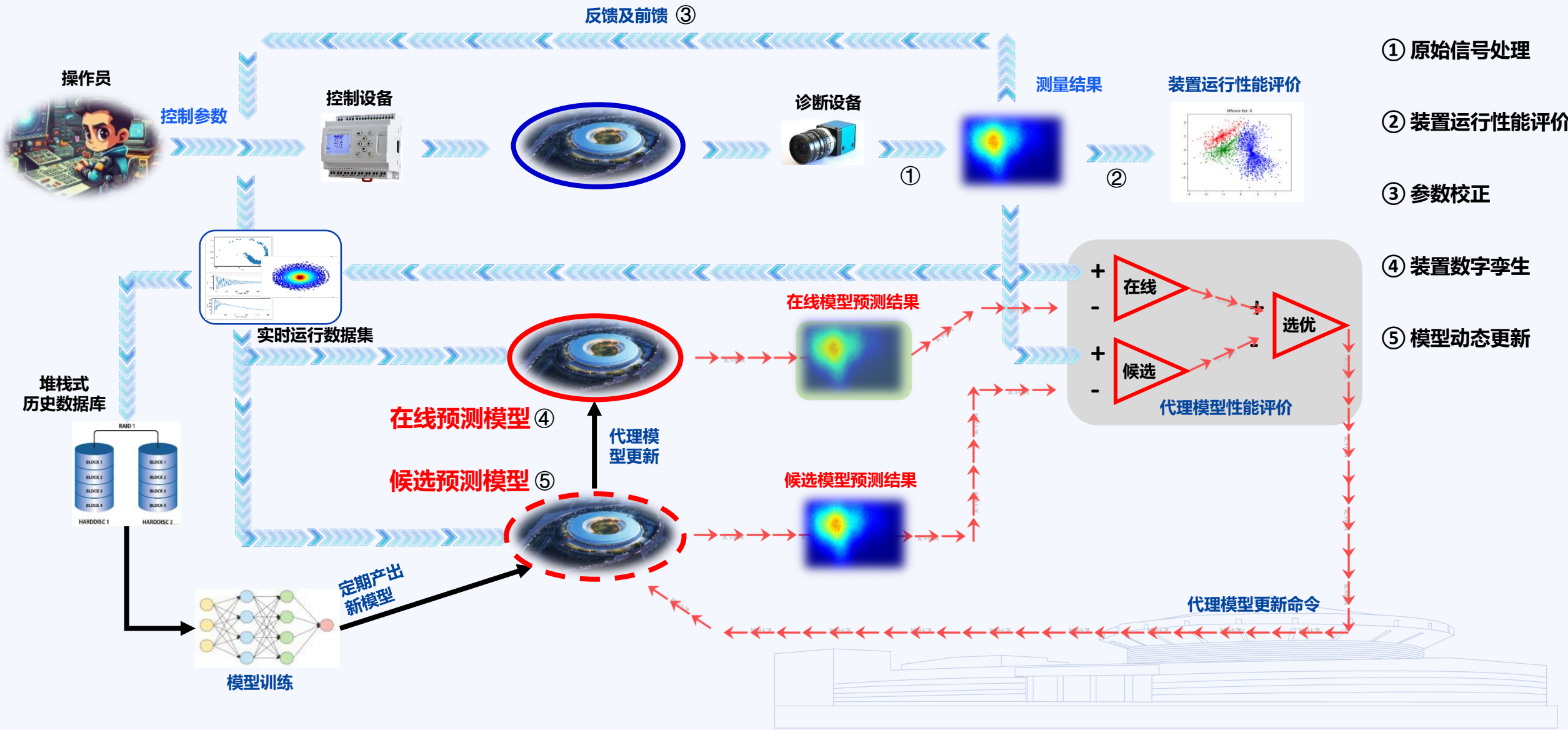
NSRL加速器的AI技术应用规划：传统测控框架内的AI技术应用



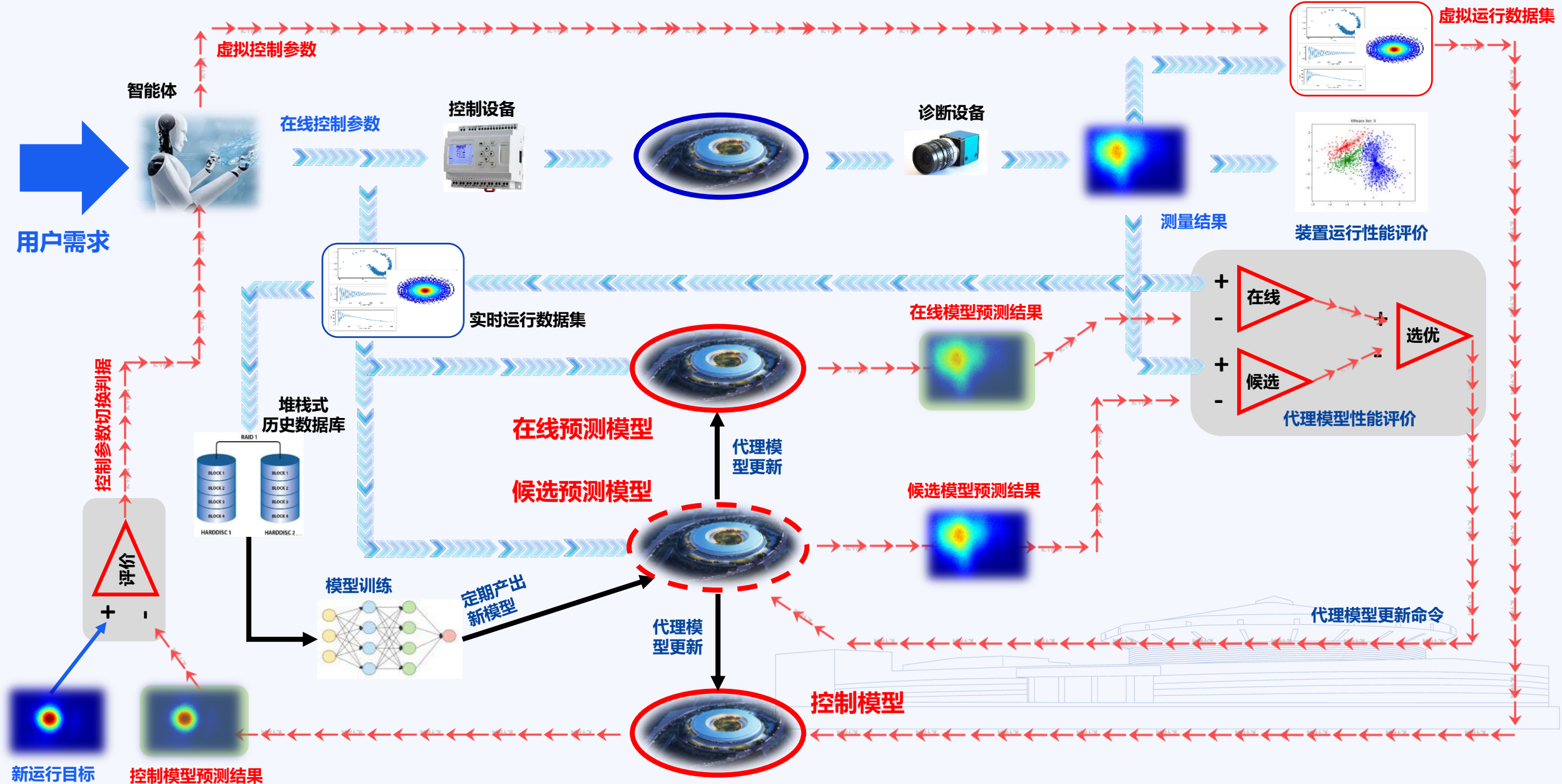
NSRL加速器的AI技术应用规划：加速器的数字孪生



NSRL加速器的AI技术应用规划：数字孪生模型的动态更新



NSRL加速器的AI技术应用规划：依托智能体的自动调束运行





02

设备层面的应用（信号处理）

BPM原始波形的逐束团参数预测/信号处理速度提升 (HLS-II)

- **目标:** HLS-II逐束团横向位置, 束长, 相位快速提取
- **方法:** 全连接网络, 一维卷积网络与长短时记忆网络
- **模型架构:** 各司其职, 分而治之, 统一输入, 联合输出
- **数据:** 以合肥光源BPM四电极采样波形为输入, 待预测的三种逐束团参数为标签
- **后续工作:** 模型融合

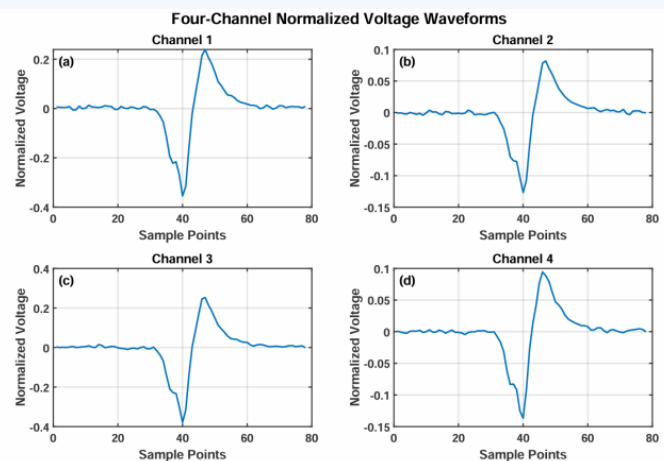
• 结构: 多模型联合预测

- 横向位置: 全连接网络
- 束长: 一维卷积网络
- 激活函数: 一维卷积+长短时记忆网络

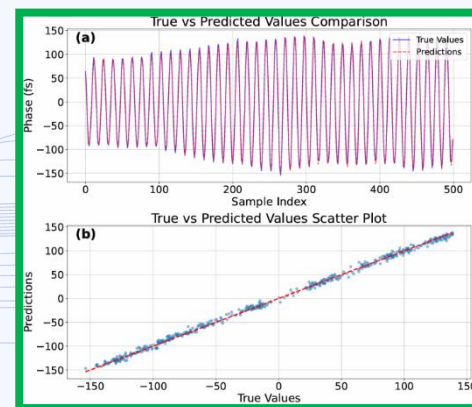
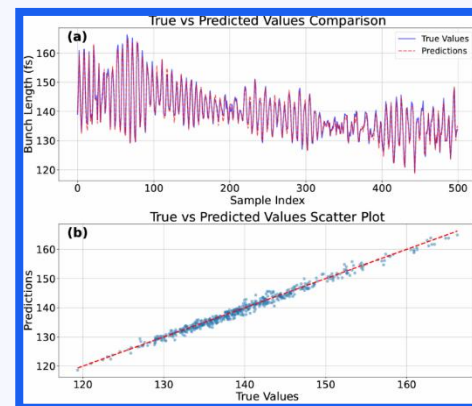
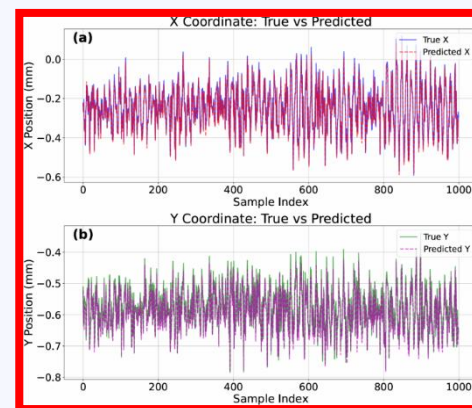
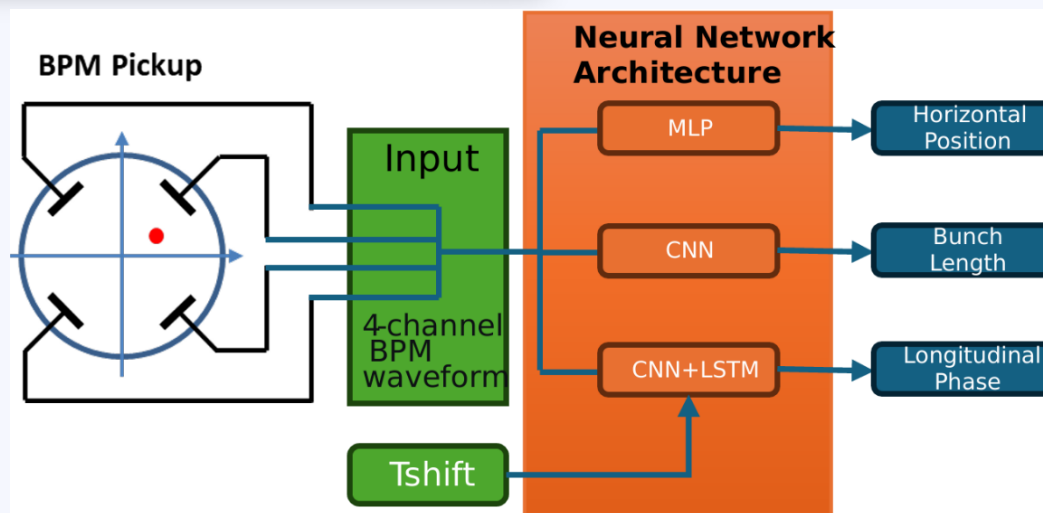
• 损失函数 (loss): 均方误差

• 优化器: Adam

• 训练平台: PyTorch



四电极原始信号波形



横向位置

束长

相位

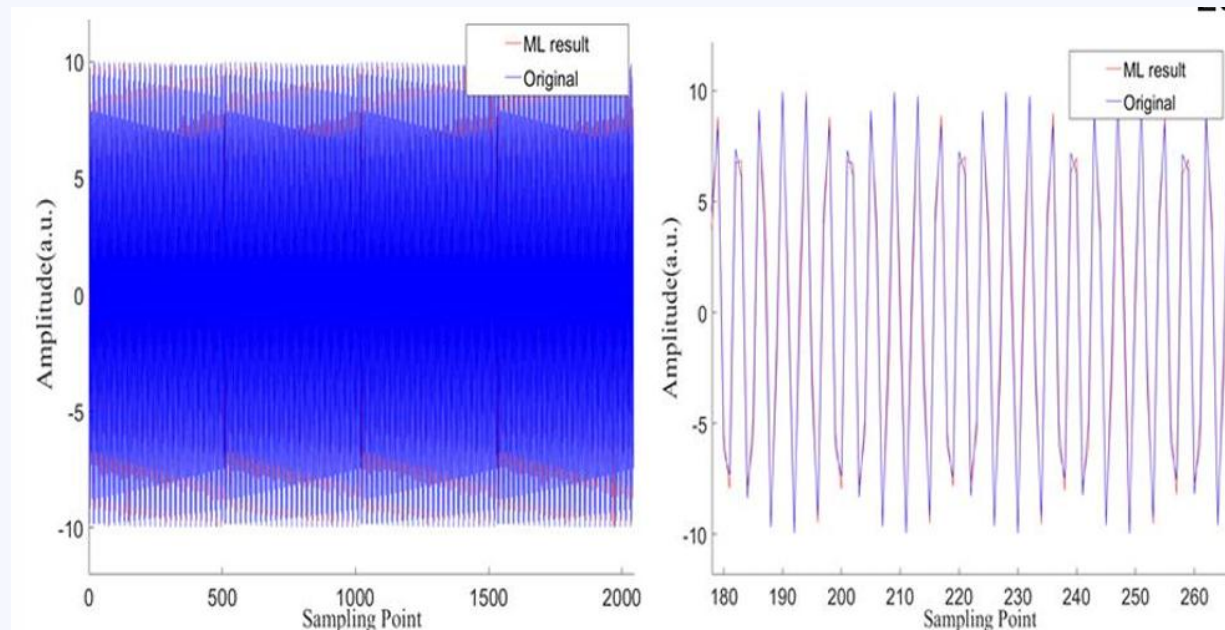
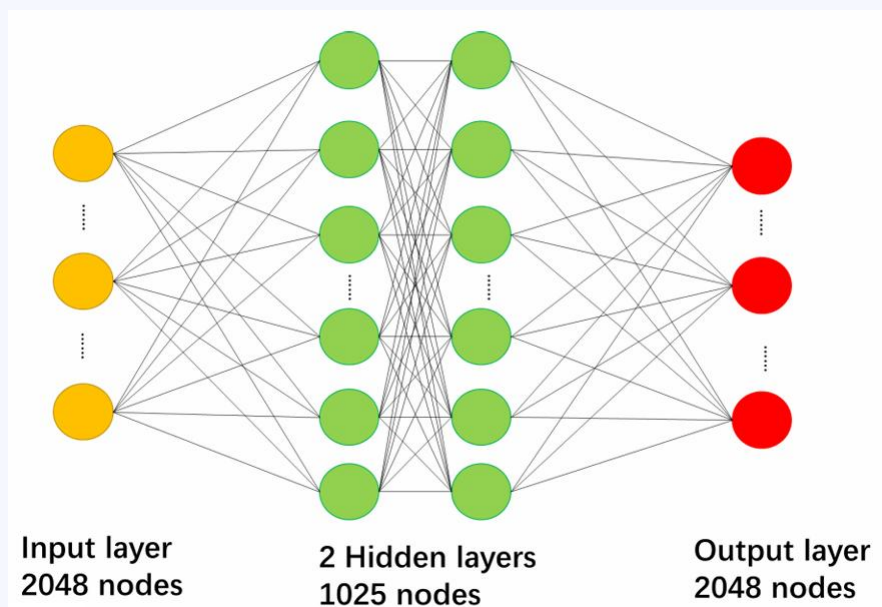
原始数据降噪（系统测量误差）

研究目标：

解析束流信号处理器通道间串扰系数，束团间串扰系数，通过解串扰降低系统测量误差，提高测量精度

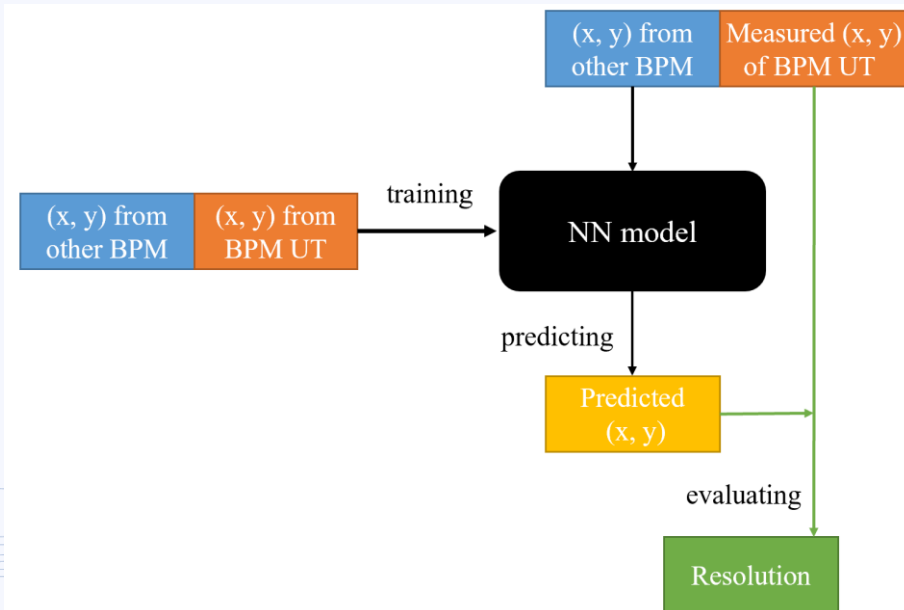
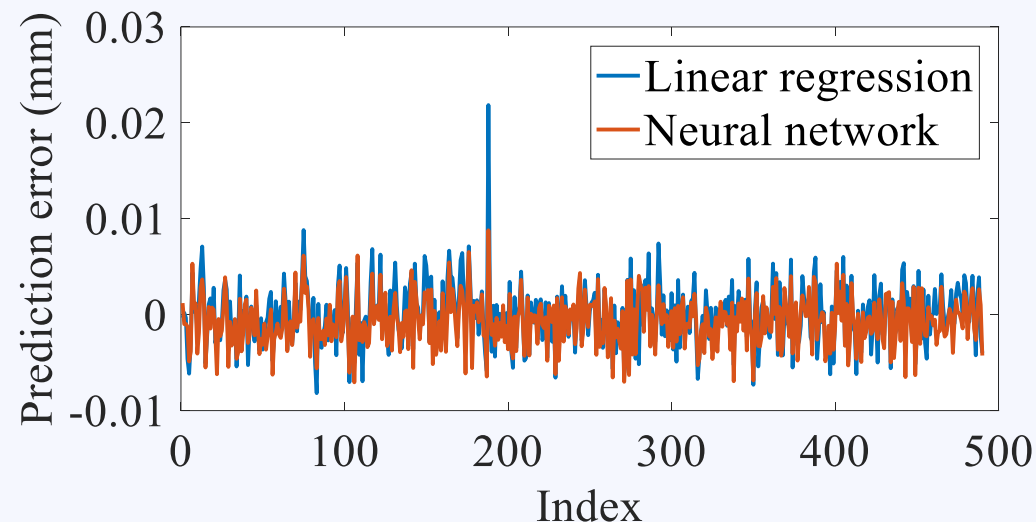
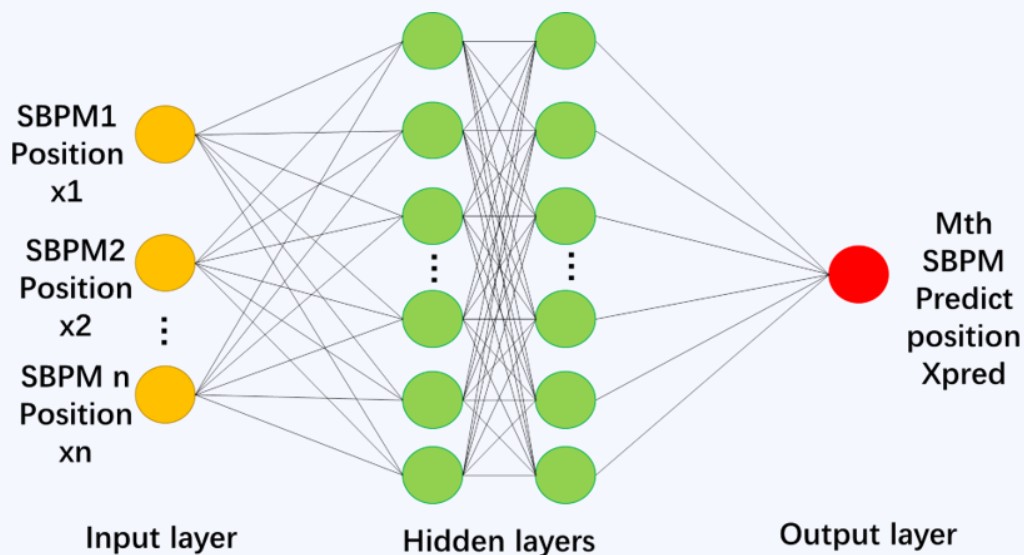
方法：

基于NN网络精确求解通道间串扰系数



基于NN的通道间串扰解析，
串扰减少到原先的 6.29×10^{-4}

- **目标:** BPM随机测量误差与束流位置共模变化值分离, 对单一设备分辨率进行精确评估
- **方法:** 简单神经网络
- **模型架构:** 各司
- **数据:** 同步采集的多个BPM回读数据
- **后续工作:** 模型融合



- 束流位置与束流位置变化的关系:

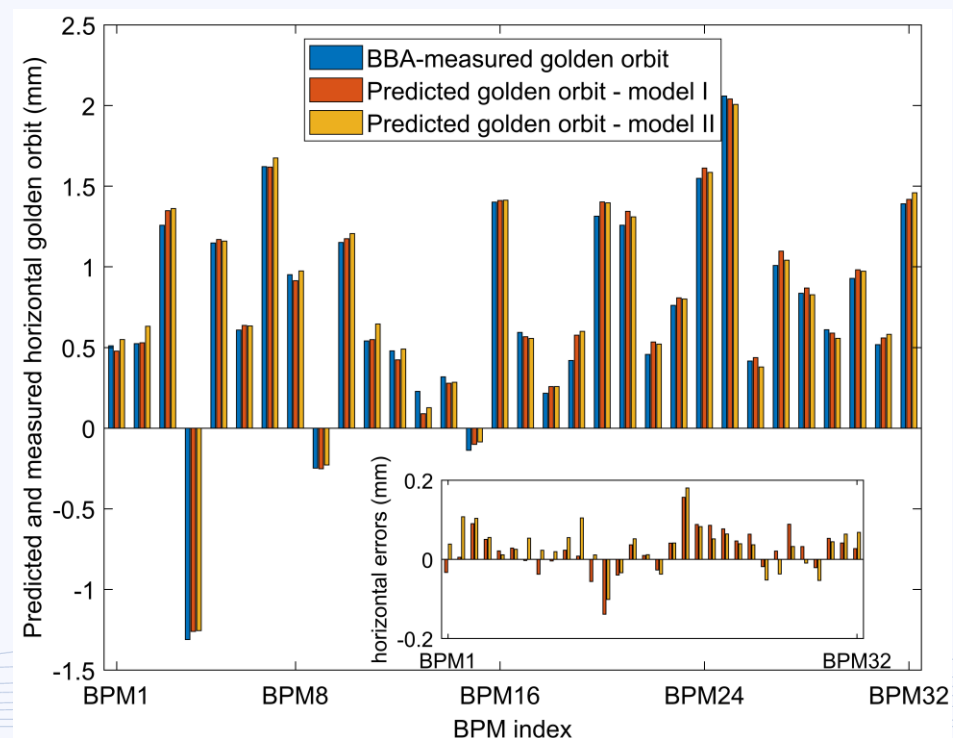
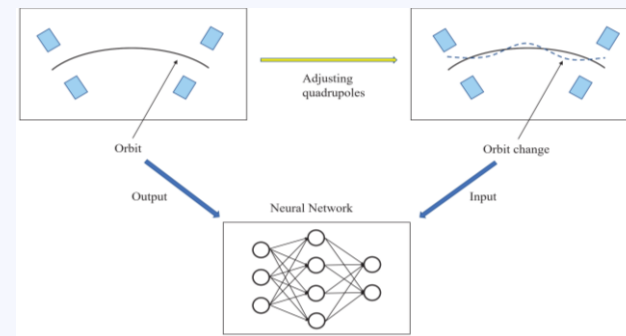
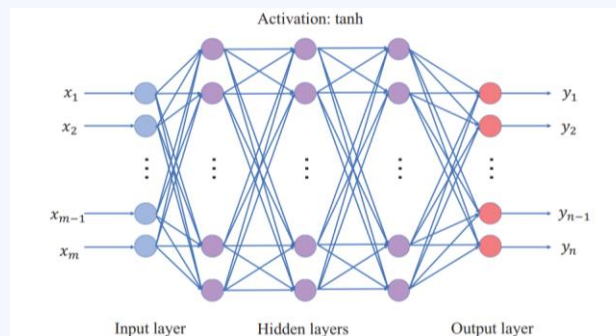
$$\Delta \mathbf{u}(s) = \Delta \mathbf{K} \mathbf{F}(s, s_0) \mathbf{u}(s_0)$$

$$\mathbf{u}(s) = \Delta \mathbf{K}^{-1} \mathbf{F}^{-1}(s, s_0) \Delta \mathbf{u}(s_0)$$

- 将 $\Delta \mathbf{u}(s)$ 作为模型的输入, $\mathbf{u}(s_0)$ 作为模型的输出
- 轨道变化 $\Delta \mathbf{u}(s)$ 为0时预测的初始轨道即为黄金轨道

➤ **实验步骤:**

- ✓ 随机改变校正磁铁电流, 设置束流初始轨道 (四极磁铁中的位置)
- ✓ 将所有四极磁铁强度改变一个相同的值 ΔK , 记录所有BPM处轨道的变化
- ✓ 重复上述过程, 完成数据积累
- ✓ 采集3600组数据进行模型训练, 数据采集全程无需人工干预
- ✓ 预测结果与传统方法多次测量迭代后的一致
- ✓ 在线实验仅需2小时左右, 大大提高了调束效率





03

装置运行性能评估

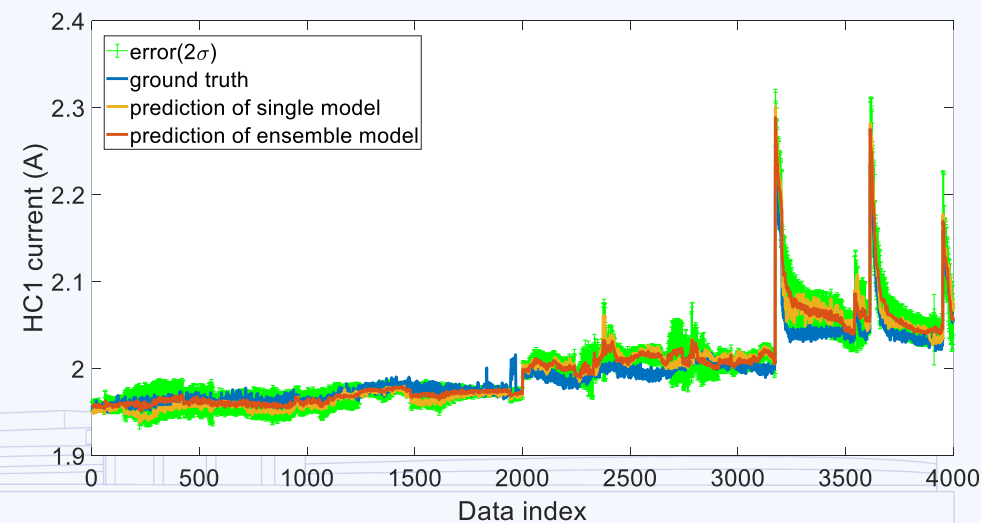
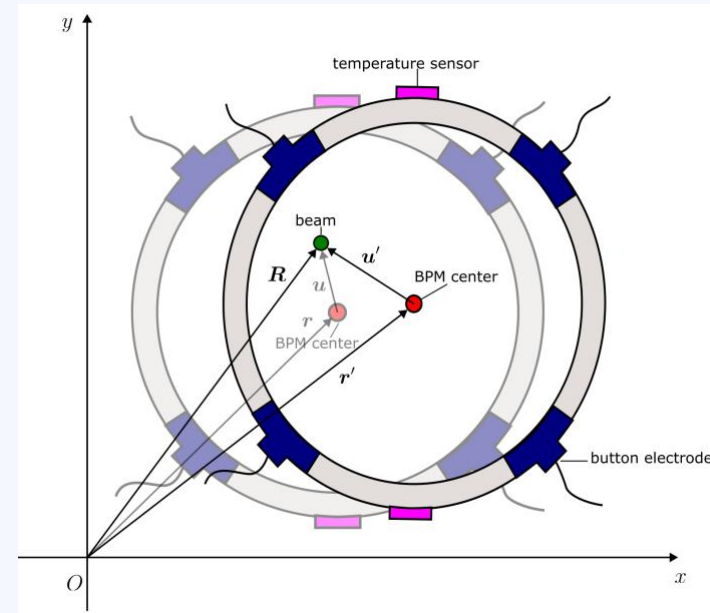


- 温度变化引起BPM发生位移和形变，从而导致读数错误以及参考轨道的改变，在轨道反馈系统的作用下，造成束流轨道产生变化
- 轨道反馈系统会掩盖束流轨道读数的变化，但会反映在校正磁铁电流值的变化上
- 温度导致束流轨道变化可以用温度响应矩阵描述

$$\Delta r = \Delta R \big|_{\Delta u=0} = \mathcal{M} \cdot \theta$$
$$\theta(g, T) \approx \left[\theta(g, T_0) + \frac{\partial \theta}{\partial T_0} \Delta T \right]$$
$$\Delta r = \mathcal{M} \cdot \frac{\partial \theta}{\partial T_0} \cdot \Delta T = \mathcal{M} \cdot \mathcal{N} \cdot \Delta T$$

u, r, R : 为BPM读数, 束流位置和BPM中心, θ, T, g : 校正铁电流, BPM温度和插入件间隙, \mathcal{M} 为轨道响应矩阵, $\mathcal{M} \cdot \mathcal{N}$ 为温度响应矩阵

- 基于合肥光源的运行历史数据, 利用人工神经网络训练温度响应矩阵模型

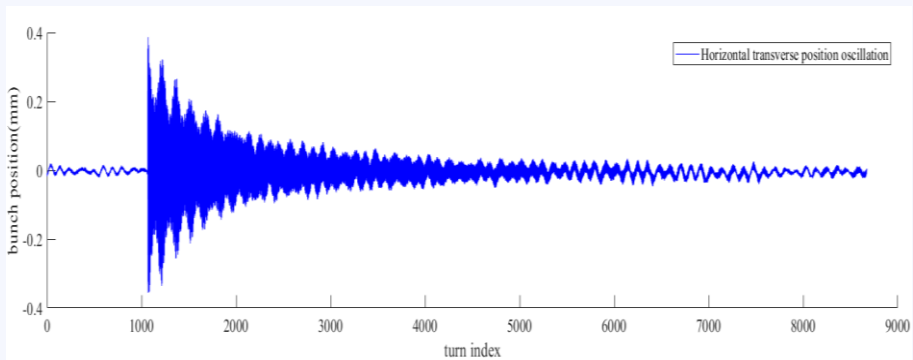


研究目标：

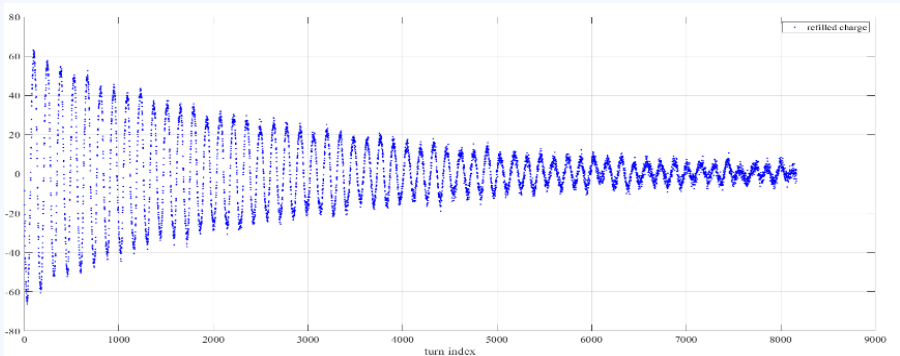
装置运行状态的精确评估及预警方法探索

方法：

基于束流动力学关键参数的聚类分析



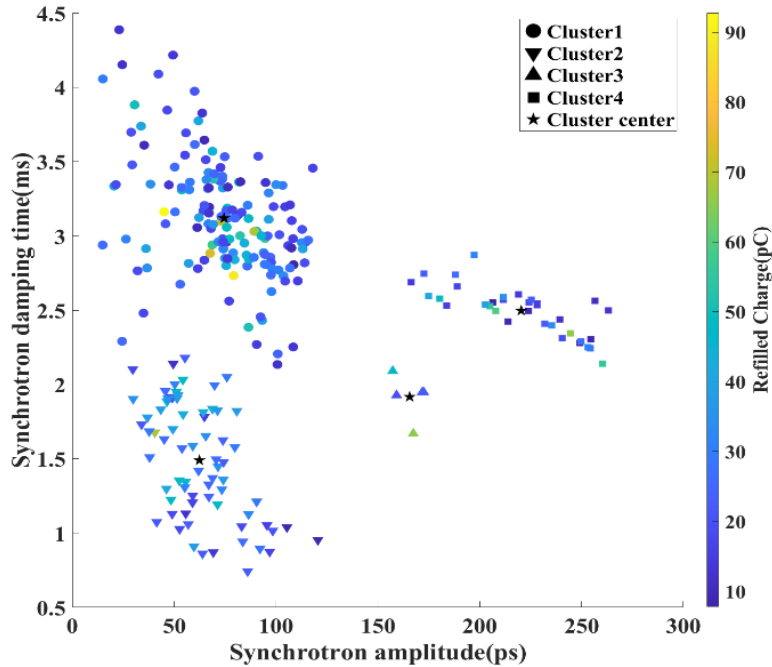
束流横向振荡： $A = A_s \cos(\omega t + \varphi_0) e^{-\alpha_s t}$



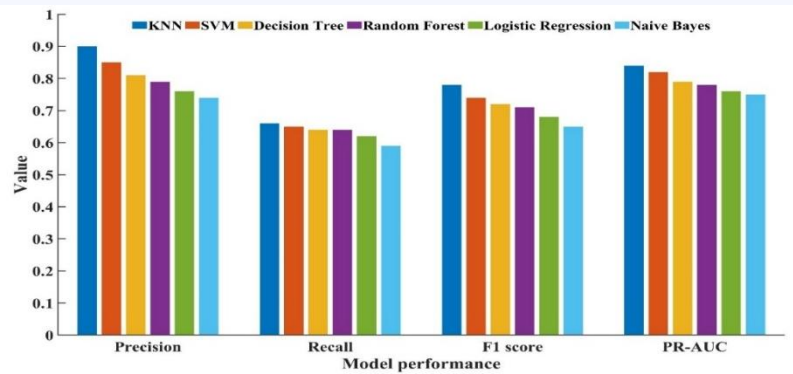
束流纵向振荡： $z = z_m \sin(\Omega t + \varphi_0) e^{-\alpha_s t}$

注入过程中束流
动力学参数测量及提取

- 可以采用传统方法提取
- 也可以采用AI技术

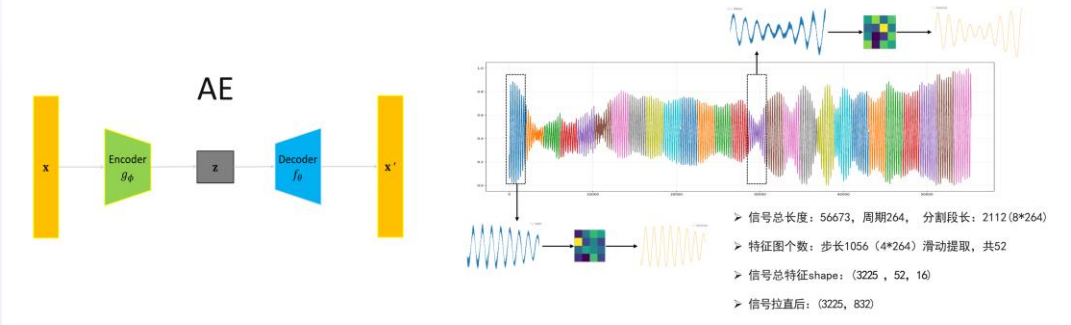


聚类分析结果

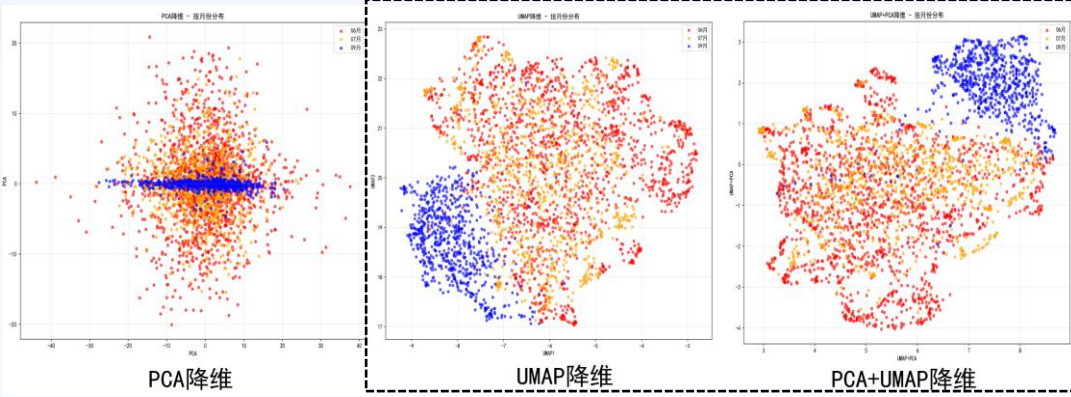


聚类算法评估

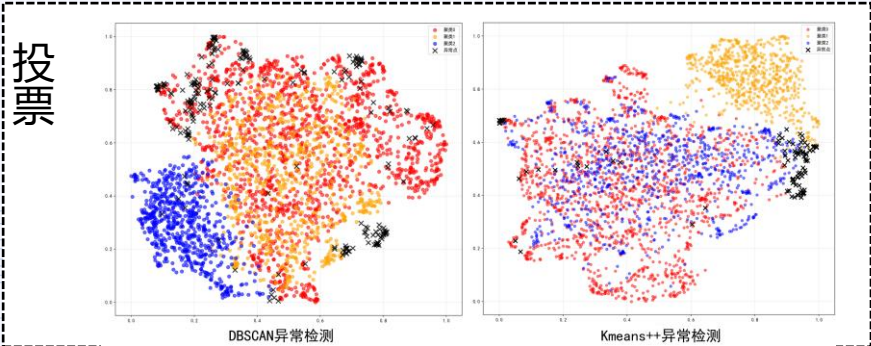
- 目标：HLS纵向束流状态聚类分析及异常检测
- 方法：基于自编码器提取特征并聚类分析及异常检测
- 模型方法：AE|PCA|UMAP|DBSCAN|Kmeans++
- 数据：以合肥光源多月稳定运行纵向相位数据输入
- 后续优化：基于时序-变分自编码器进行异常检测优化



自编码器从提取原始纵向相位振荡波形数据中提取特征参数



多种方法进行降维

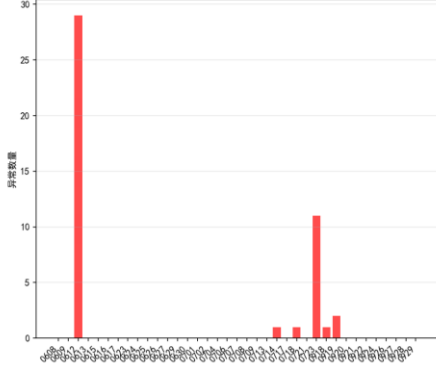
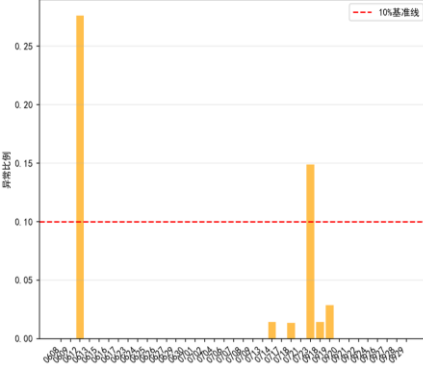
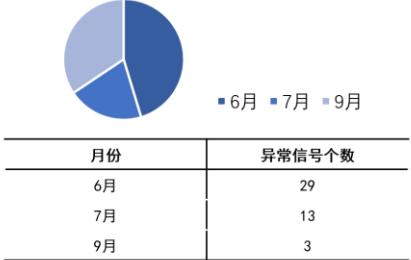


DBSCAN / Kmeans ++ 聚类分析投票

异常检测结果日统计

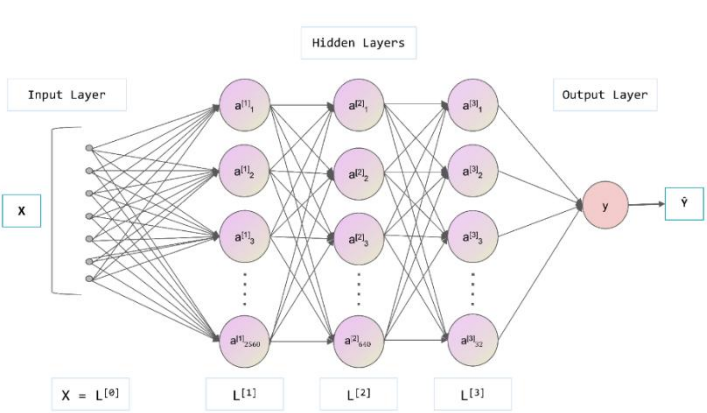
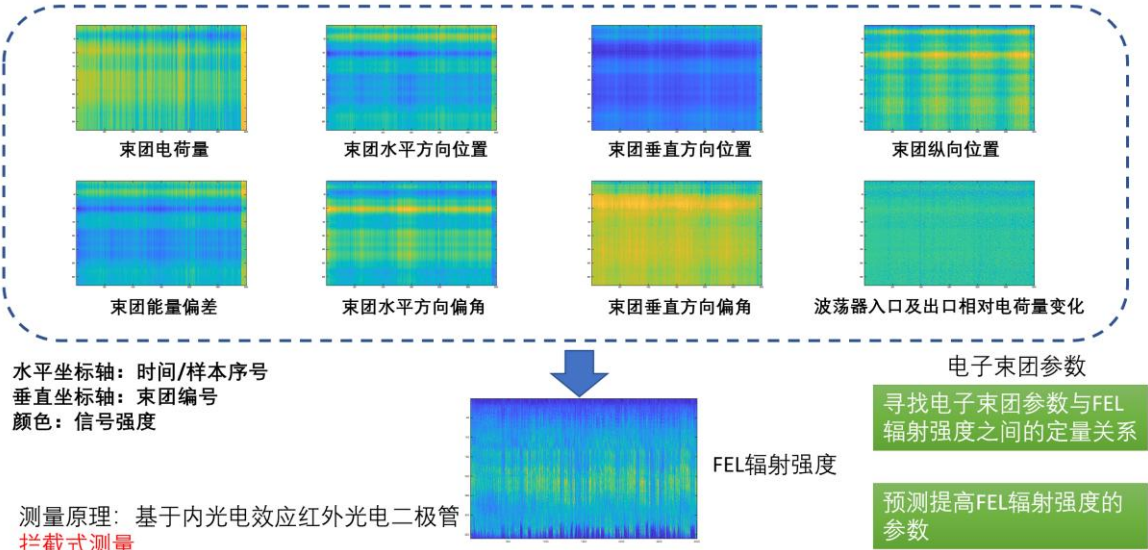
| 日期 | 异常信号个数 |
|------|--------|
| 0612 | 29 |
| 0723 | 11 |
| 0919 | 2 |
| 0714 | 1 |
| 0718 | 1 |
| 0918 | 1 |

异常检测结果月统计

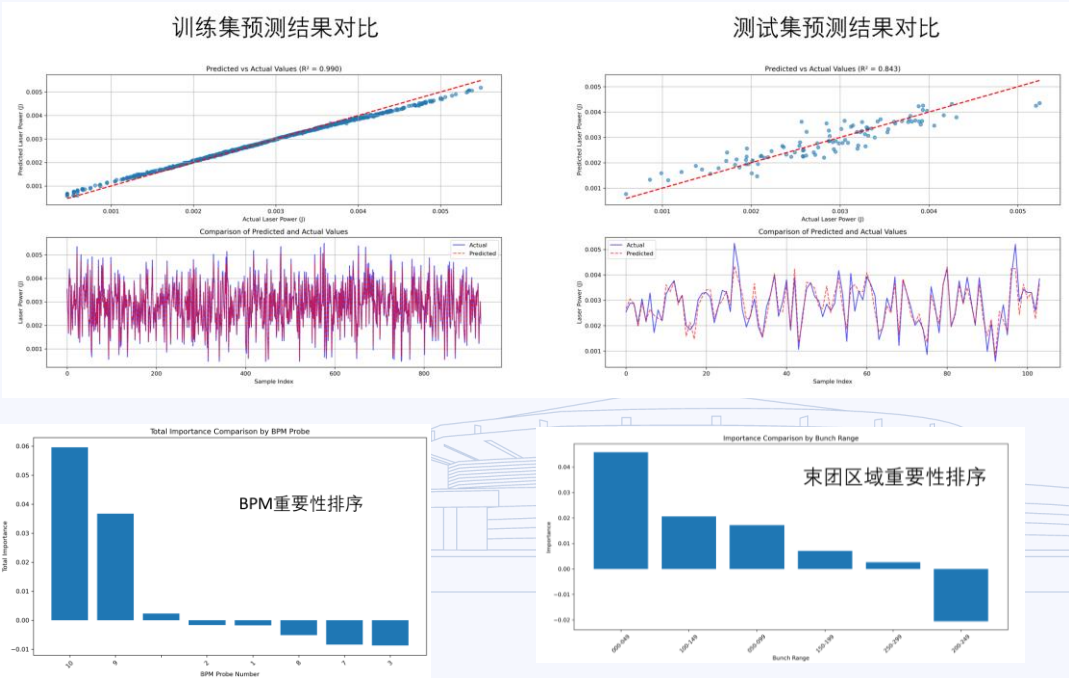


2025.06-09运行数据分析结果

- 目标：FEL光强实时虚拟诊断
- 方法：全连接网络与模型解构分析
- 模型拆解：参数排序重要性分析
- 数据：以红外自由电子激光多探头逐束团参数为输入，辐射光强为标签
- 后续优化：微脉冲功率预测



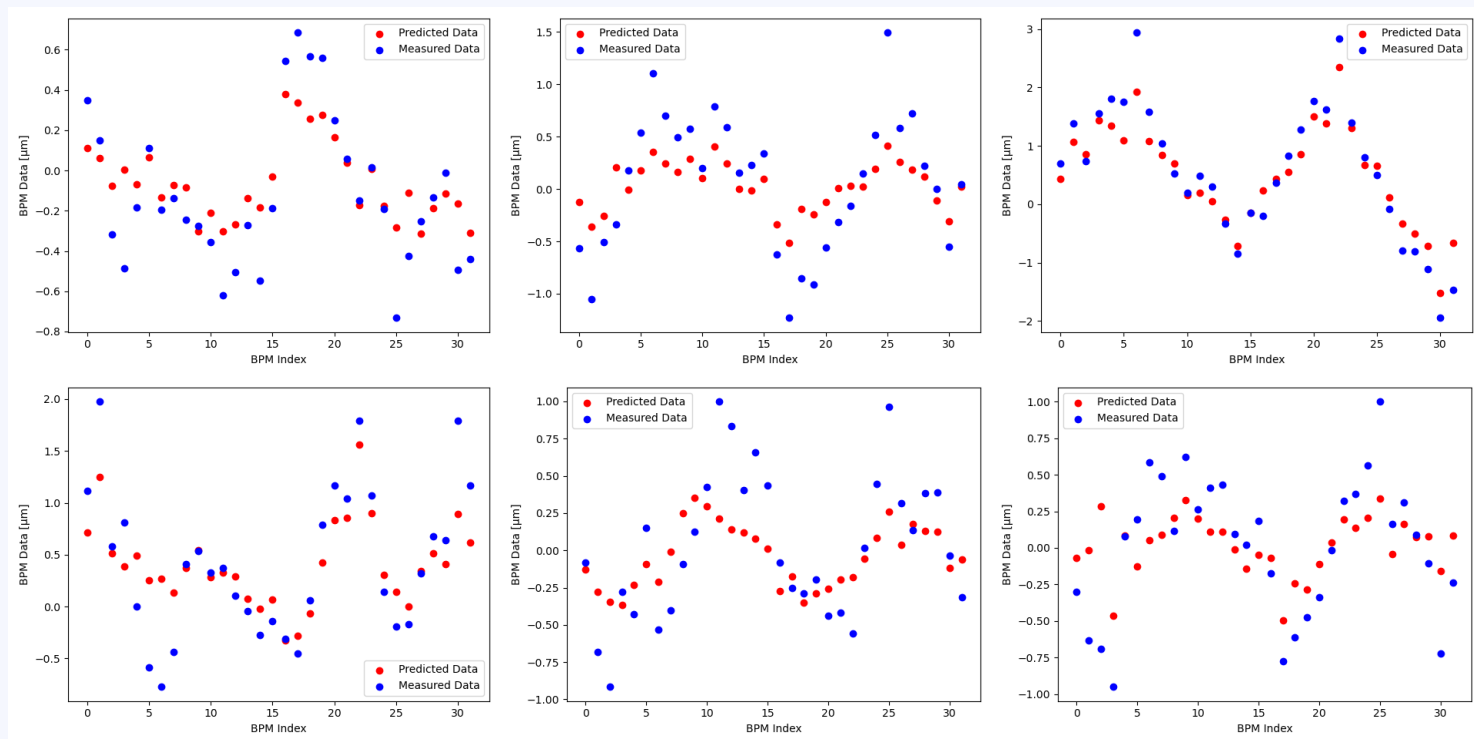
- 结构：全连接神经网络
 - 输入层：7840维
 - 隐藏层：2560 \rightarrow 640 \rightarrow 32神经元
 - 激活函数：ReLU
- 损失函数（loss）：均方误差
- 优化器：Adam（学习率 0.001）
- 训练平台：PyTorch + TensorBoard



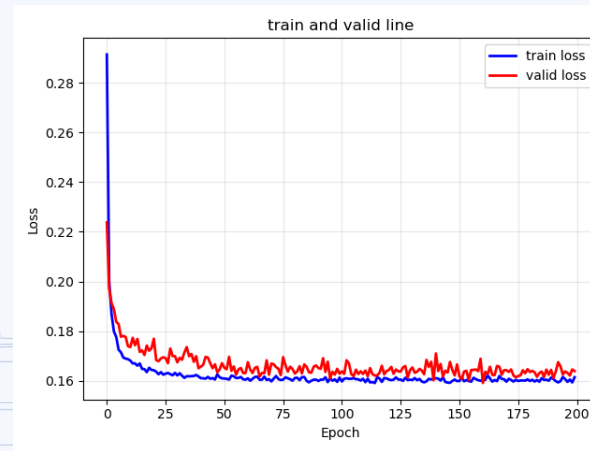
- **目标：** HLS II储存环束流轨道虚拟诊断
- **方法：** 全连接网络
- **模型拆解：** 结合轨道响应矩阵
- **数据：** 以HLS II储存环校正铁流强为输入，校正下一步束流轨道为标签
- **后续优化：** 模型结构优化（加入非线性），数据源扩充

$$\Delta BPM^i = b^i + \sum_{n=1}^{32} k_n^i Cor_n \quad \begin{array}{l} i \text{ 为 BPM 序号,} \\ n \text{ 为 校正铁序号} \end{array}$$

- 结构：全连接神经网络
 - 输入层：32维
 - 输出层：32维
- 损失函数（loss）：均方误差
- 优化器：Adam（学习率 0.003）
- 训练平台：PyTorch



测试集中部分束流轨道（垂直）预测结果



模型训练过程



04

装置运行参数调优



□ 算法: 强化学习 (Actor and Critic)

□ 环境: FELiChEM 与 虚拟环境

□ 优化目标:

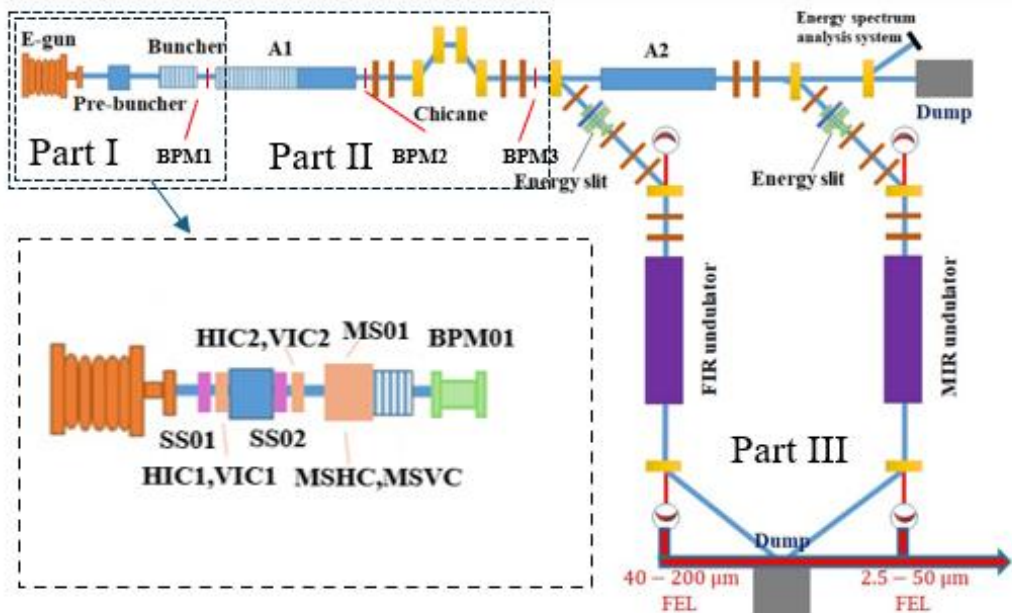
Part I 微脉冲横向位置稳定性

Part II 微脉冲横向角度稳定性

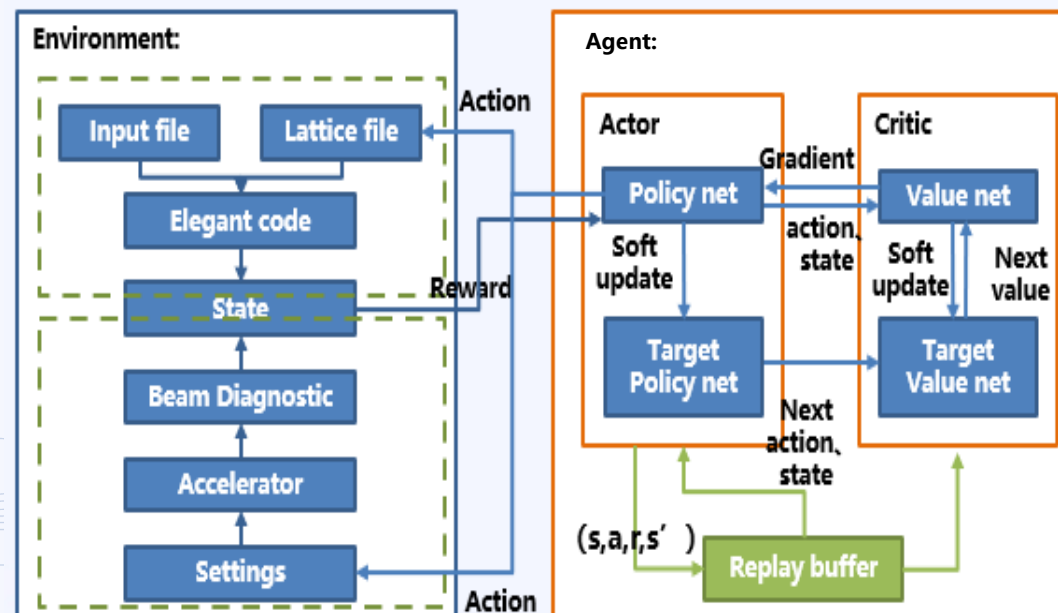
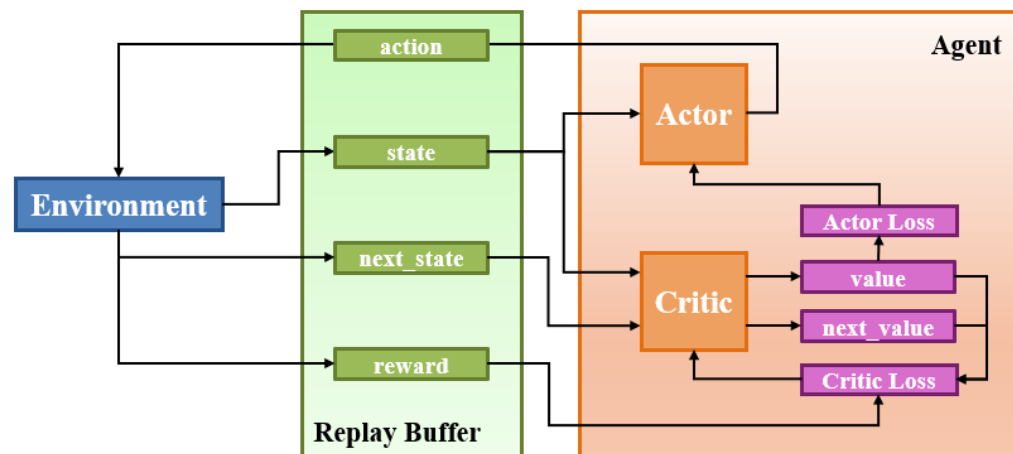
Part III 微脉冲能量稳定性

□ Action: 磁铁电流(M)或磁铁电流变化值(ΔM)

□ State: 束流参数(每个微脉冲的 x , y and charge), 磁铁电流(M)等

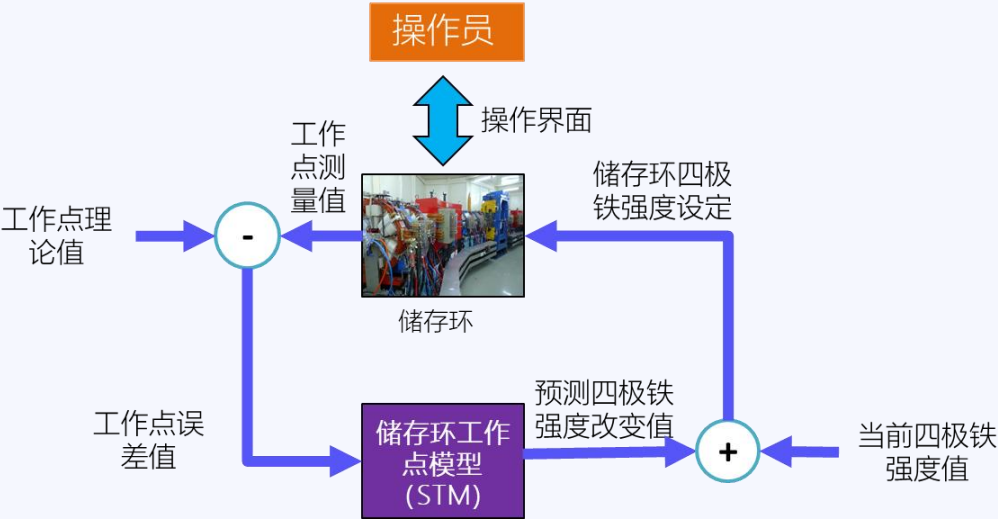
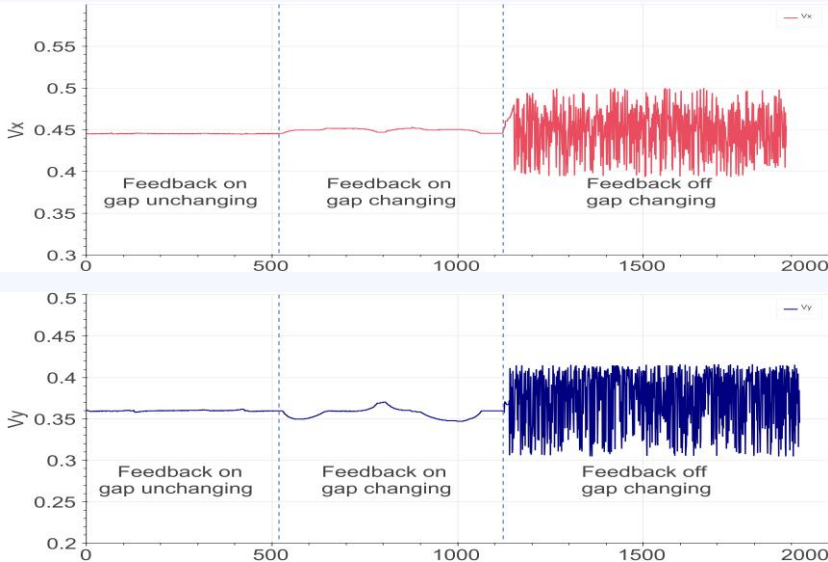


Actor & Critic算法框图



➤ 工作点的反馈校正采用 LASSO(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) 回归算法生成机器学习模型STM (工作点模型)

- ✓ 测量储存环工作点，计算工作点误差
- ✓ 将该工作点误差送入STM预测四级铁强度改变量
- ✓ 将该改变量送入当前储存环中，重复以上过程，直到工作点得到修正



| | Feedback on, gap unchanging | Feedback on, gap changing | Feedback off, gap changing |
|-------------------------------------|-----------------------------|---------------------------|----------------------------|
| Average absolute deviation of v_x | 0.0003 | 0.0015 | 0.0214 |
| Standard deviation of v_x | 0.0003 | 0.0019 | 0.0262 |
| Peak to peak amplitude of v_x | 0.0019 | 0.0079 | 0.1066 |
| Average absolute deviation of v_y | 0.0004 | 0.0049 | 0.0292 |
| Standard deviation of v_y | 0.0006 | 0.0058 | 0.0335 |
| Peak to peak amplitude of v_y | 0.0039 | 0.0231 | 0.1111 |

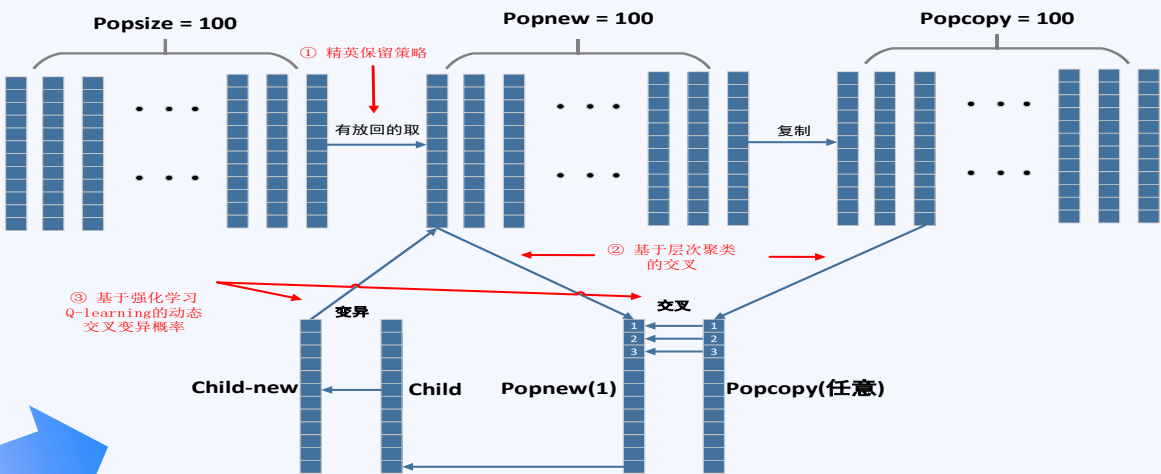
与传统方法相比在四极铁的选择以及全局光学参数的控制上更灵活



在线校正结果

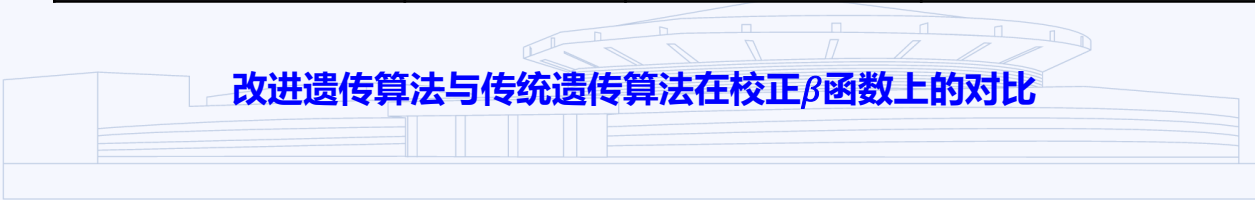
- 采用神经网络算法实现储存环Beta函数校正
 - ✓ 构建了一种基于改进型遗传算法的神经网络结构优化方法
 - ✓ 降低了神经网络训练过程中参数调整的复杂性，优化了网络结构

- 基于改进遗传算法的神经网络结构优化
 - ✓ 精英保留策略
 - ✓ 基于层次聚类的交叉
 - ✓ 基于强化学习的动态交叉变异概率



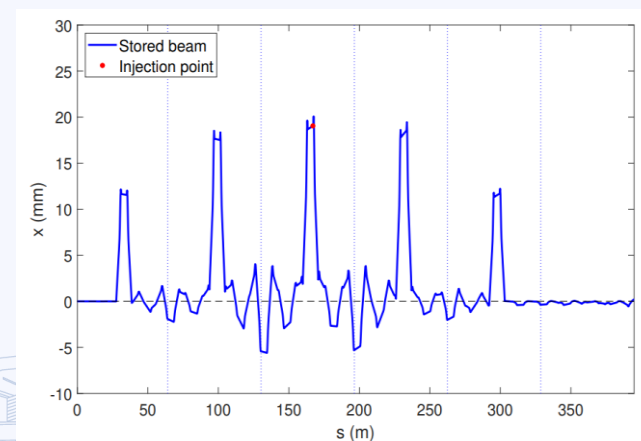
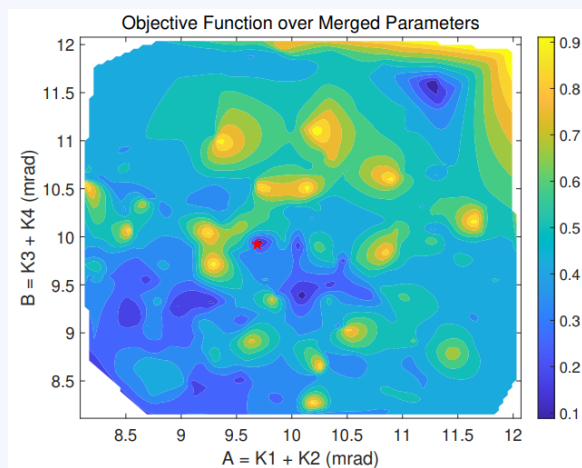
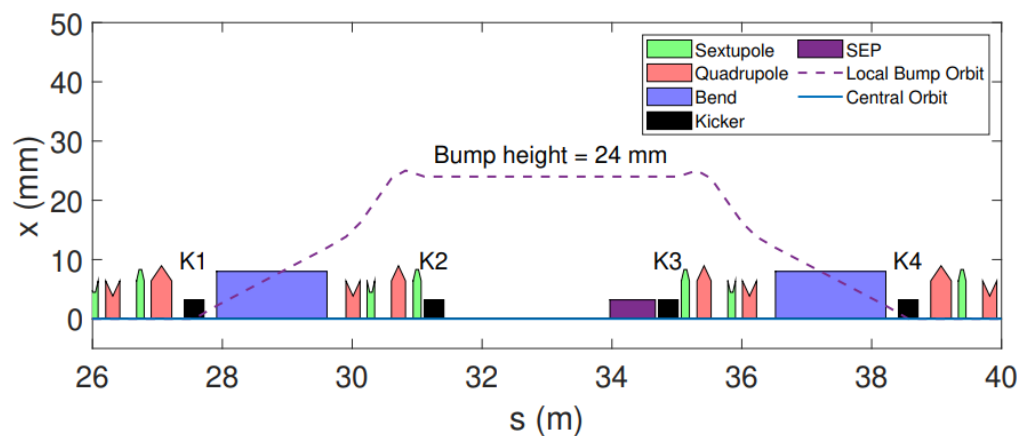
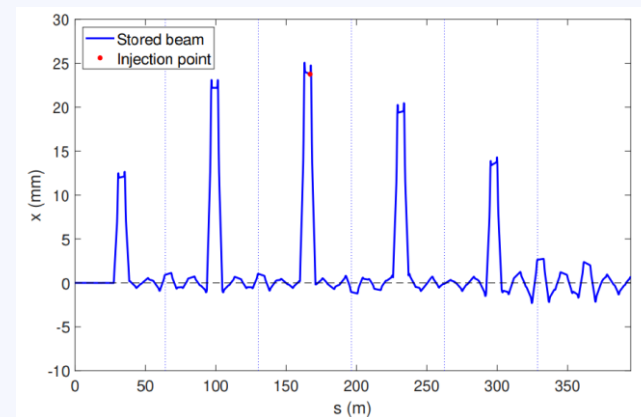
| | 遗传算法改进神经网络结构（GA-SRBM） | 改进遗传算法构件神经网络（IGA-SRBM） |
|-------|-----------------------|------------------------|
| 网络层数 | 6 | 3 |
| 神经元个数 | 508 | 163 |
| 均方误差 | 10 ⁻⁴ | 10 ⁻⁶ |

| Beta beating | Initial beating | After GA-SRBM correction | After IGA-SRBM correction |
|-----------------------------|-----------------|--------------------------|---------------------------|
| Max $\Delta\beta_x$ beating | 8.65% | 0.80% | 0.59% |
| Max $\Delta\beta_y$ beating | 1.45% | 0.21% | 0.05% |



➤ 使用贝叶斯优化对脉冲磁铁的强度进行优化，不再以单圈闭合轨道匹配为目标，而是以多圈凸轨在整个激励过程中对存储束流的整体扰动为目标

- ✓ BO仅用了21步便获得了近似最优解
- ✓ 注入对存储束流轨道扰动从2.23mm降低至0.279mm
- ✓ 相对于束流尺寸来说，扰动从109%降低至3%，基本实现了透明注入的目标





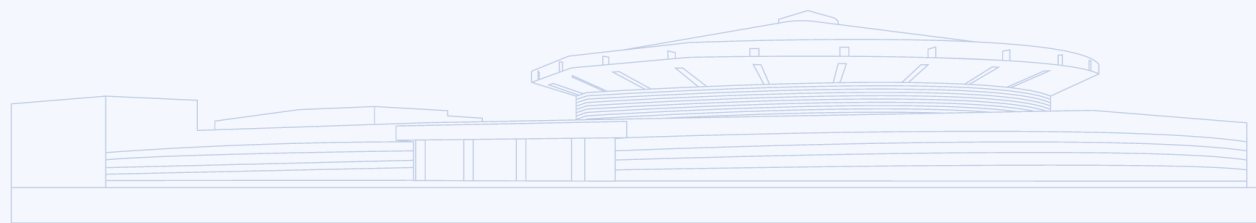
中国科学技术大学
国家同步辐射实验室
NATIONAL SYNCHROTRON RADIATION LABORATORY

05

结 论



- **AI技术在大装置建设和运维过程中应用潜力巨大**
- **NSRL在此方向上有一些前期的探索工作，但较为零散不成体系，离装置自动调优和性能优化的总体目标还有较大差距**
- **后续将以运行装置为实验平台尽快整合相关研究工作，按总体框架设计在IRFEL和HLS-II装置上尽快进行技术验证，形成泛化能力强、可快速移植应用的AI工具包，为HALF的调试和运行奠定技术基础**





中国科学技术大学

国家同步辐射实验室

NATIONAL SYNCHROTRON RADIATION LABORATORY

衷心感谢您的宝贵意见！
敬请批评指正！

