



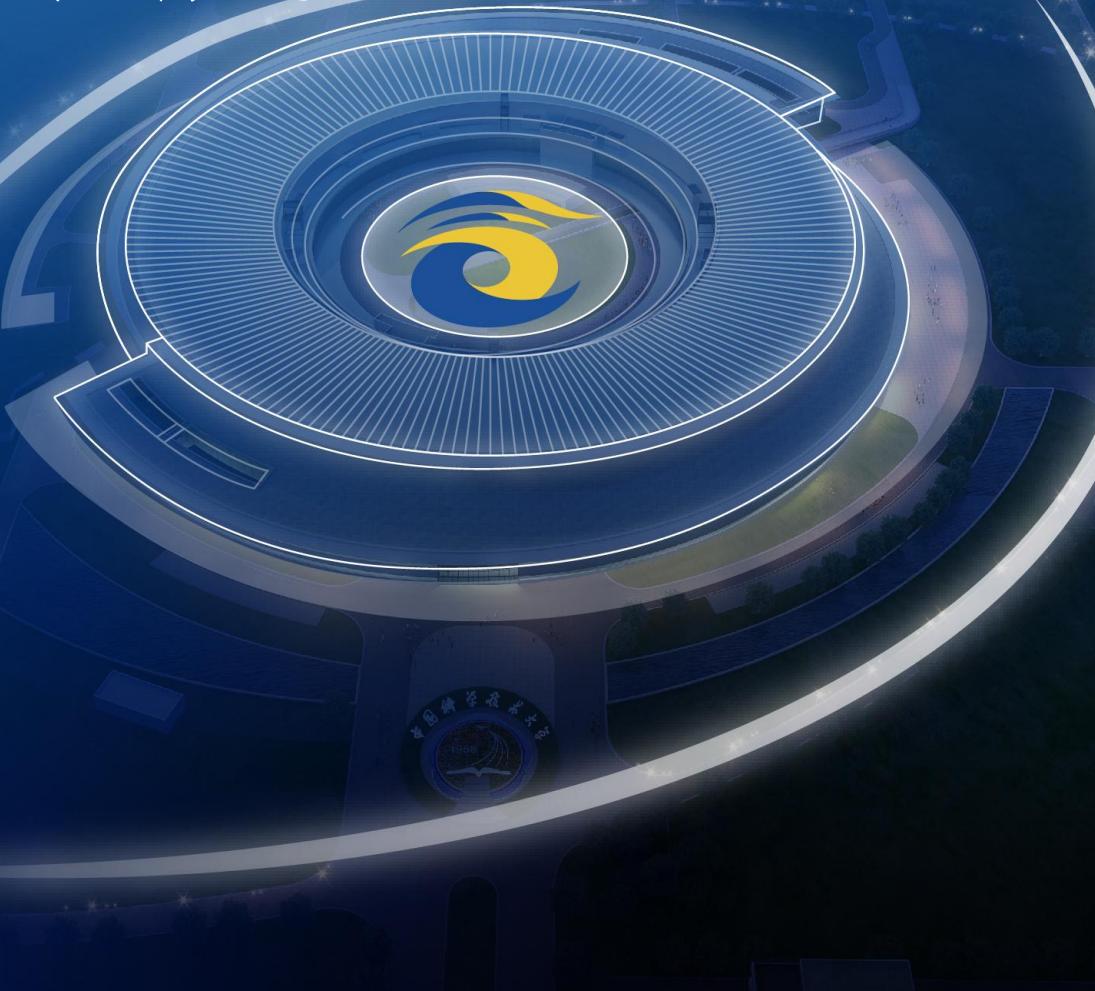
中国科学技术大学  
国家同步辐射实验室  
NATIONAL SYNCHROTRON RADIATION LABORATORY

# 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

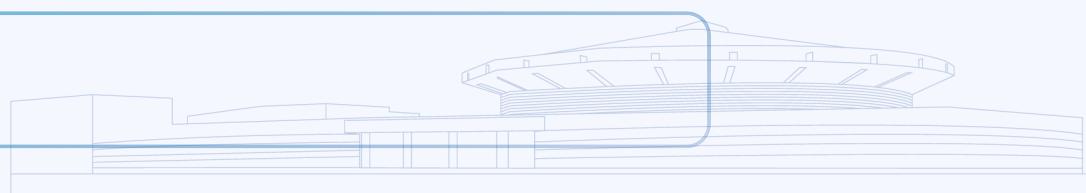
01 NSRL加速器AI技术应用总体规划

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

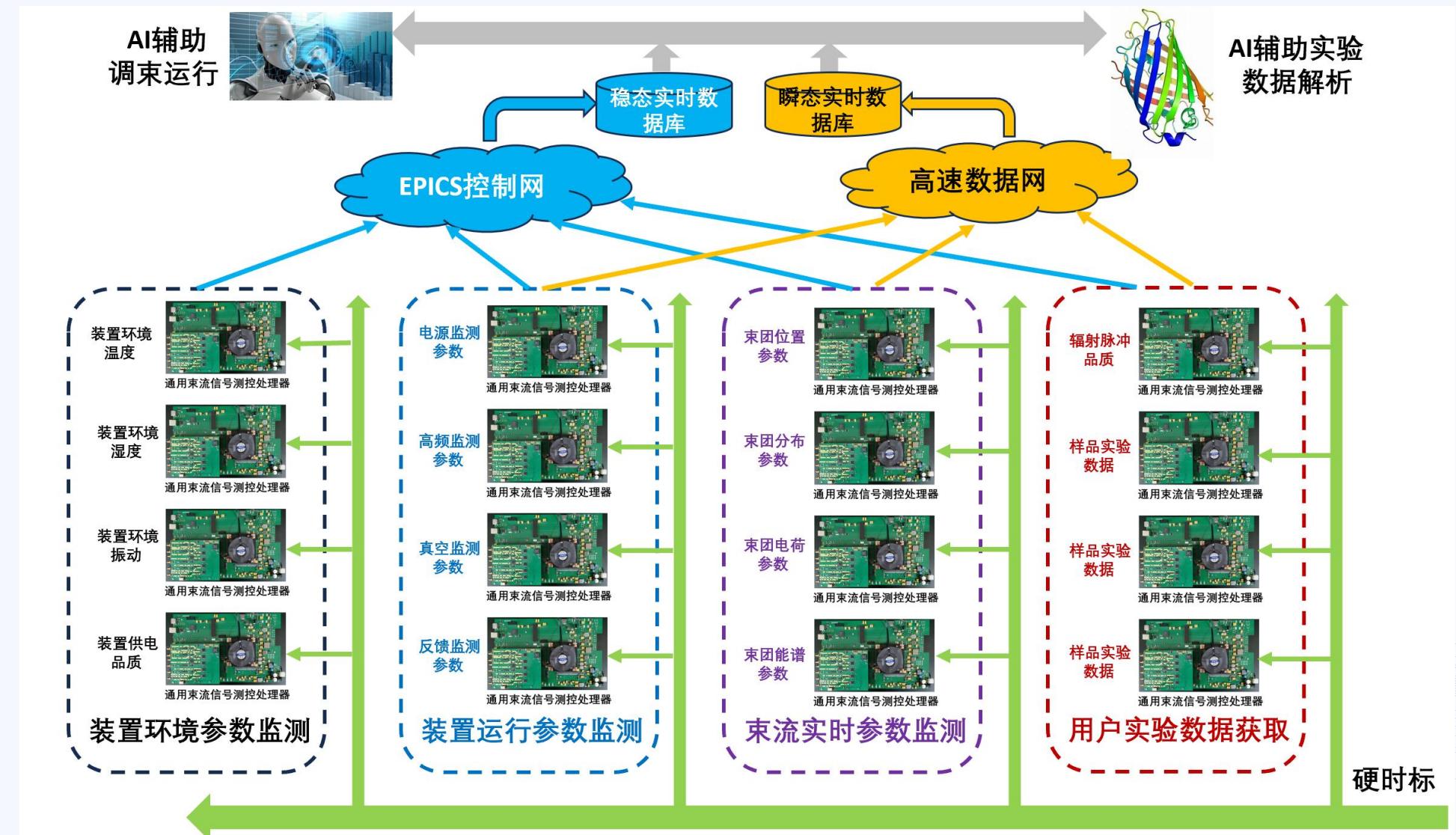


01

# 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



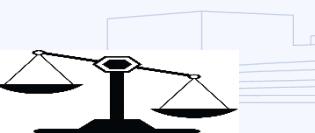
受实际的环境影响理论关系与实际关系有差距



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）

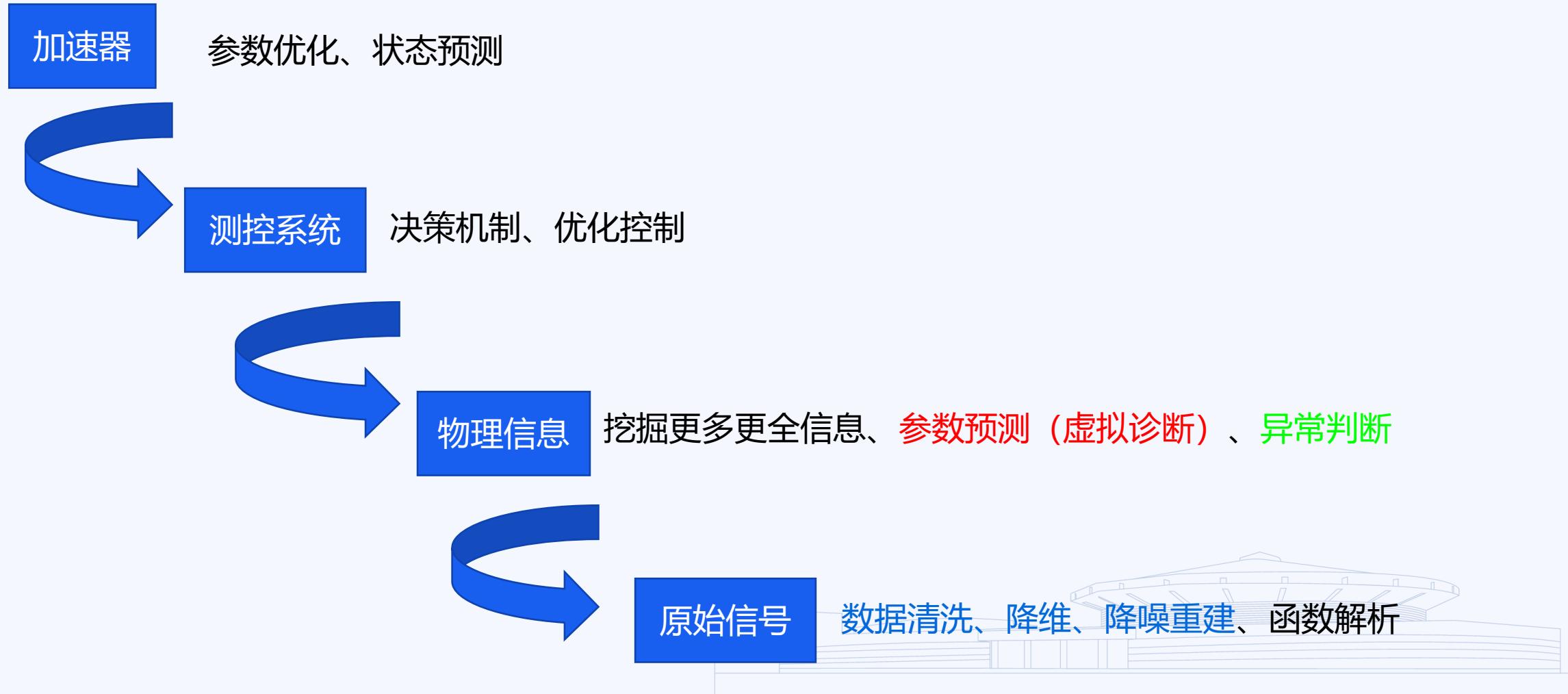
考虑到各种人工难以发现和定量的细节的影响

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

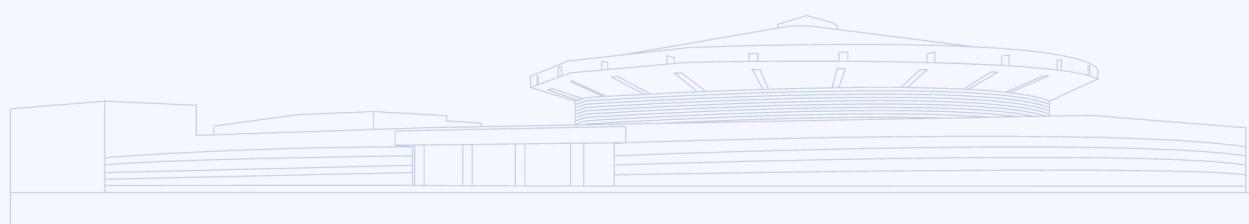


训练过程完成后可以进行快速的在线处理

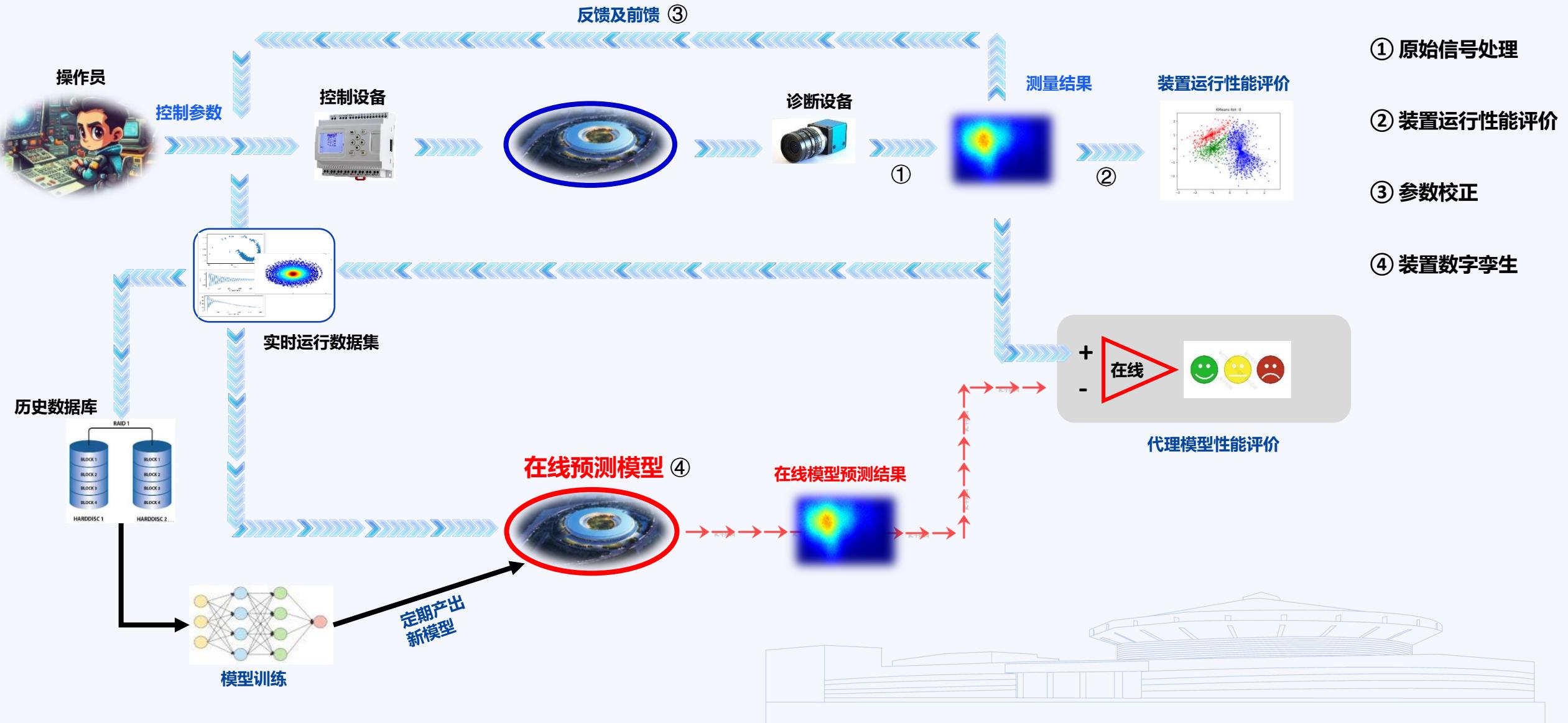
# 大装置中不同层级AI技术的应用可能



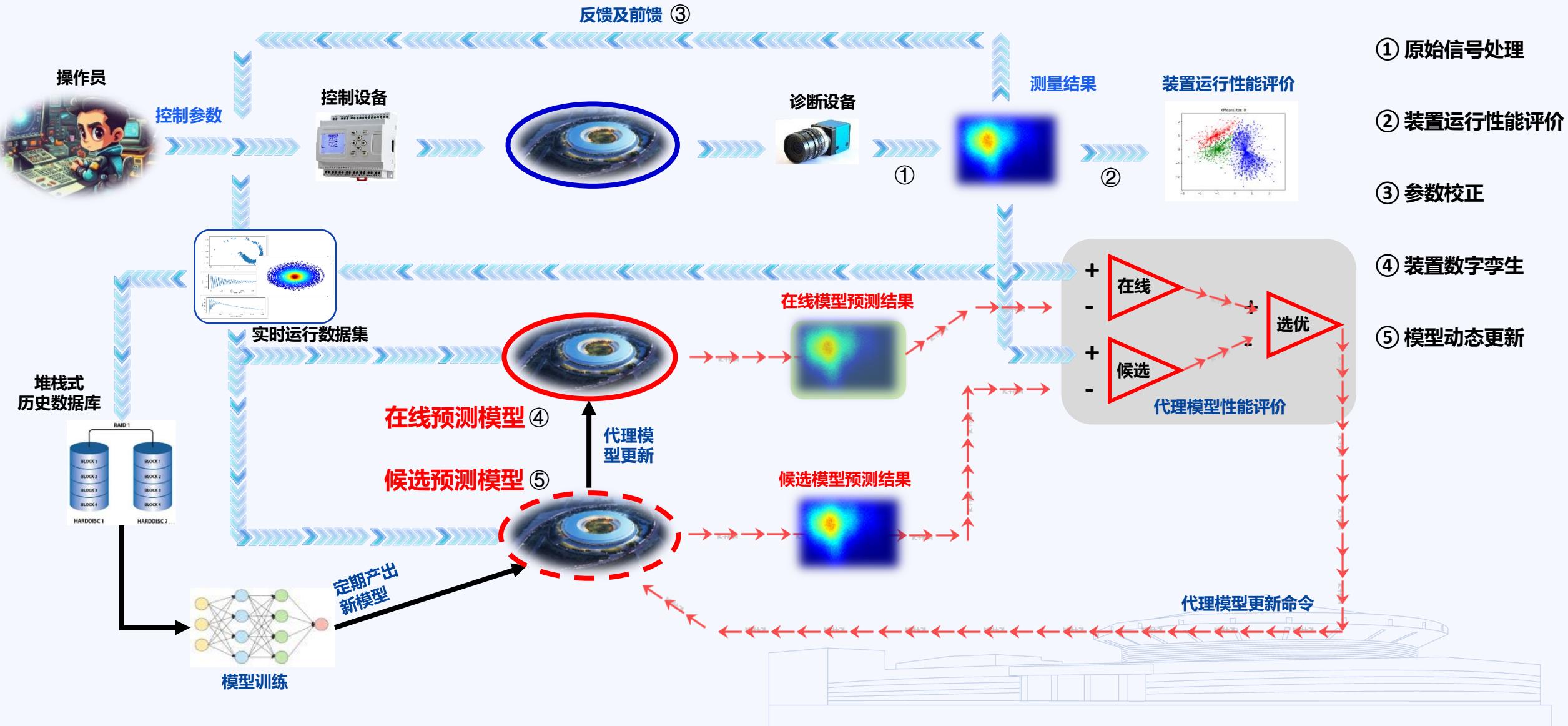
# NSRL加速器的AI技术应用规划：传统测控框架内的AI技术应用



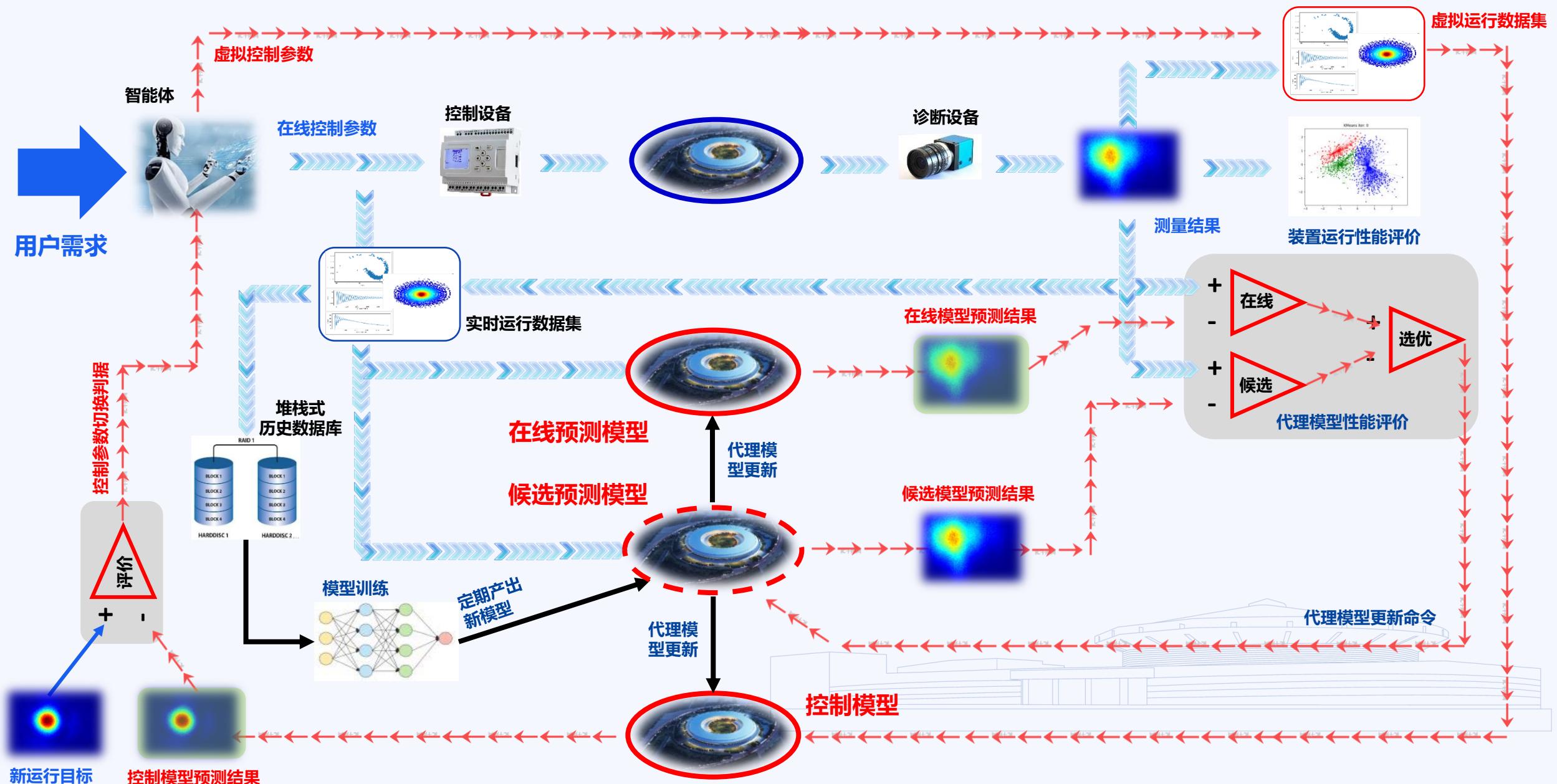
# NSRL加速器的AI技术应用规划：加速器的数字孪生



# 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

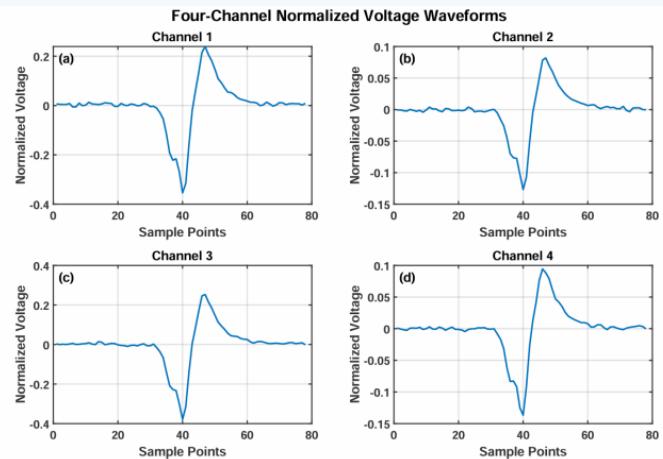


02

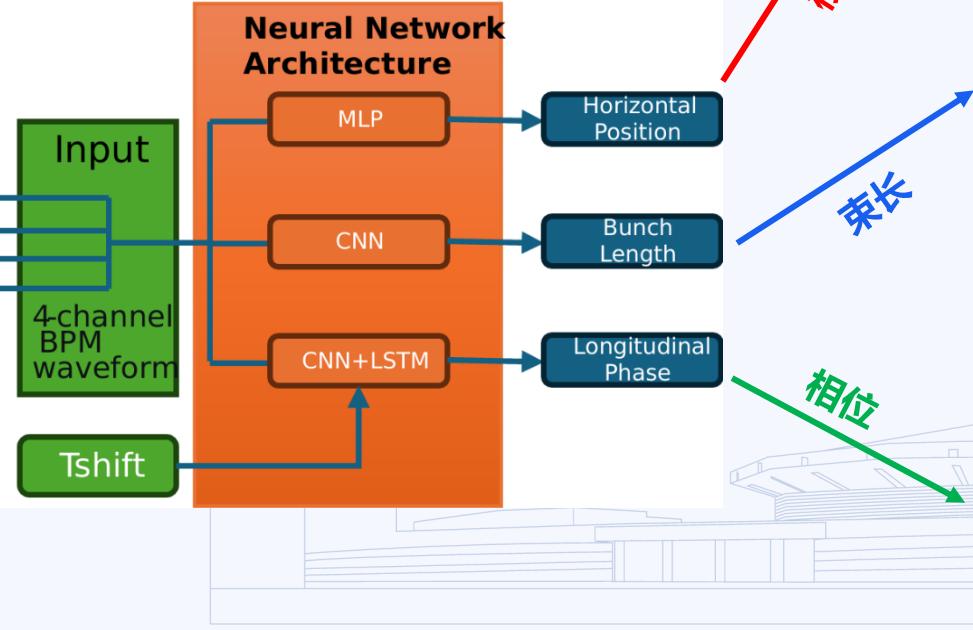
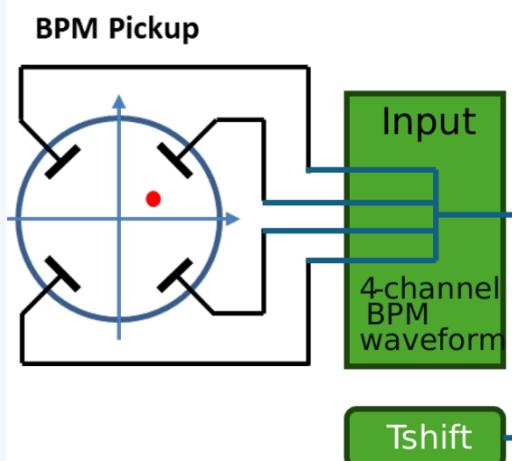
## 设备层面的应用（信号处理）

# 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

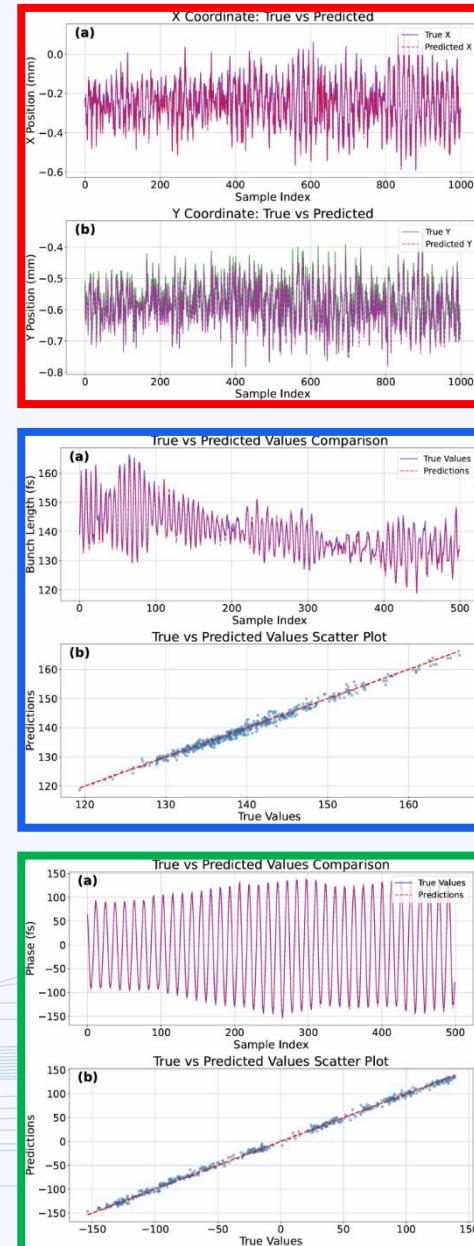


四电极原始信号波形



• 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



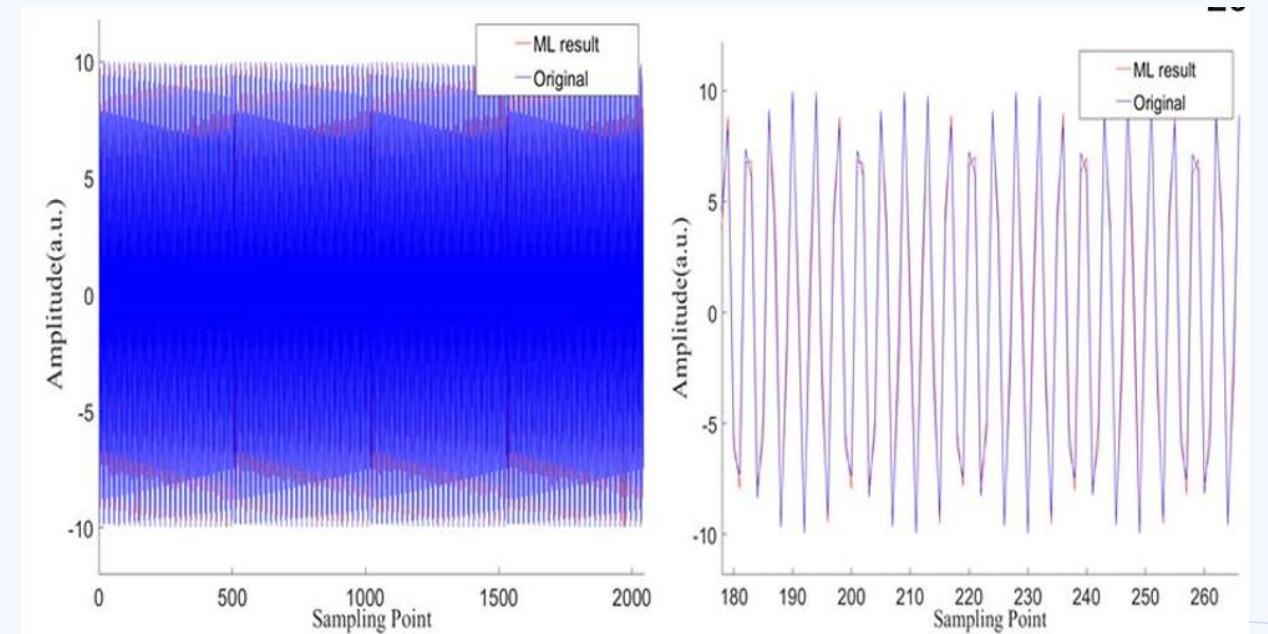
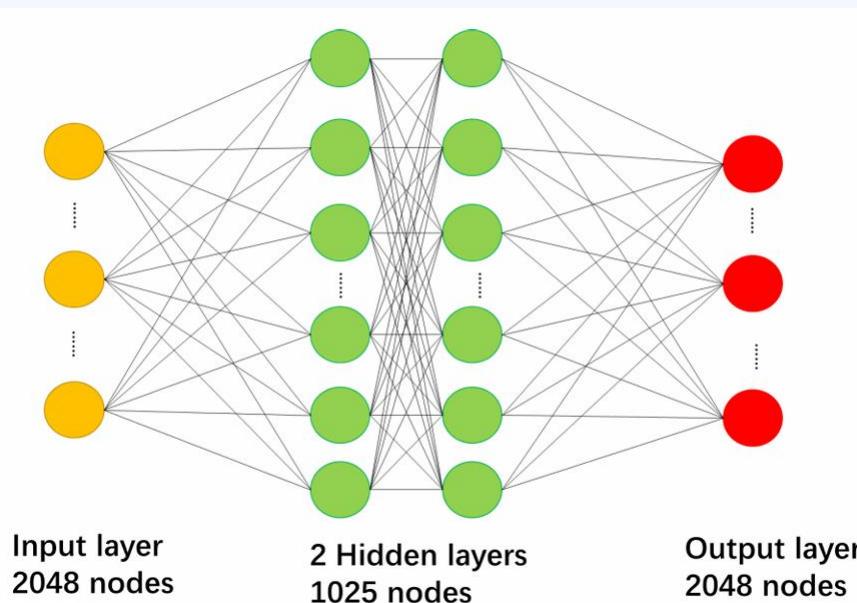
# 原始数据降噪（系统测量误差）

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：

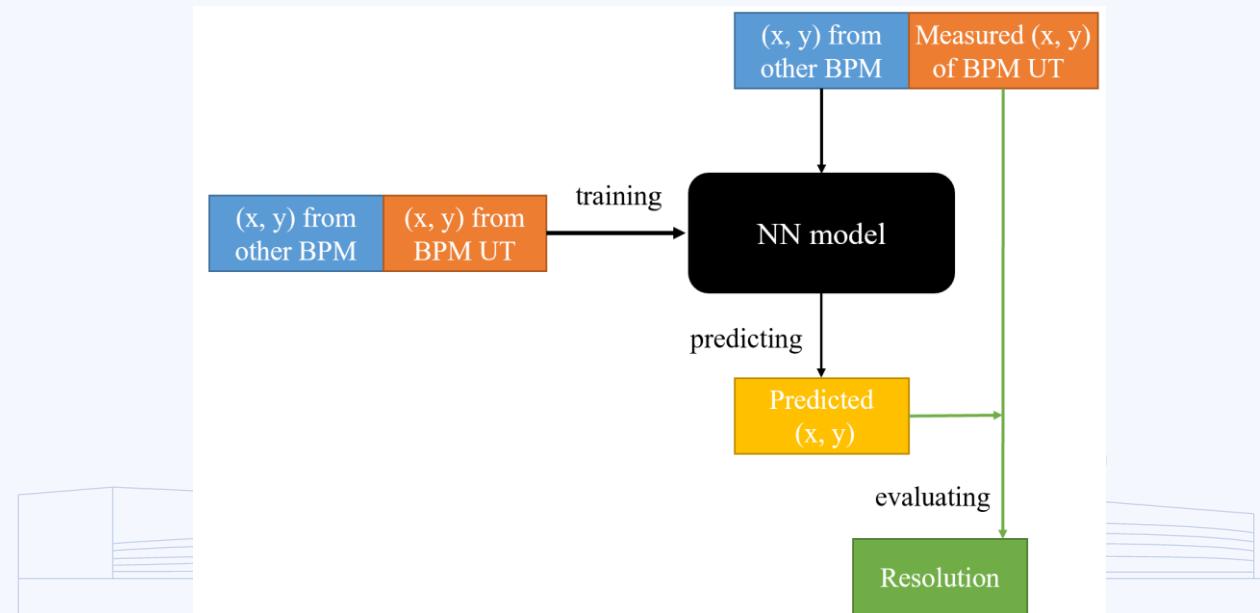
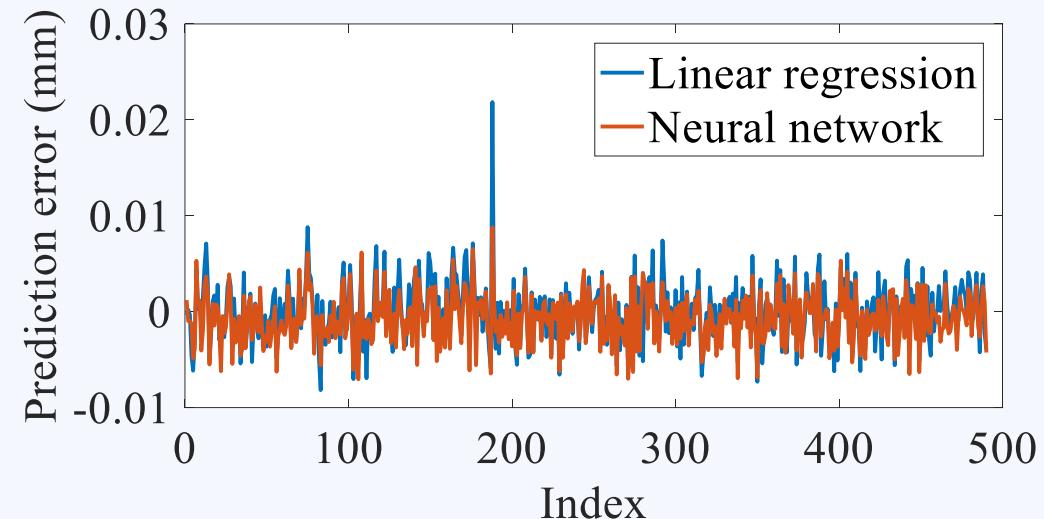
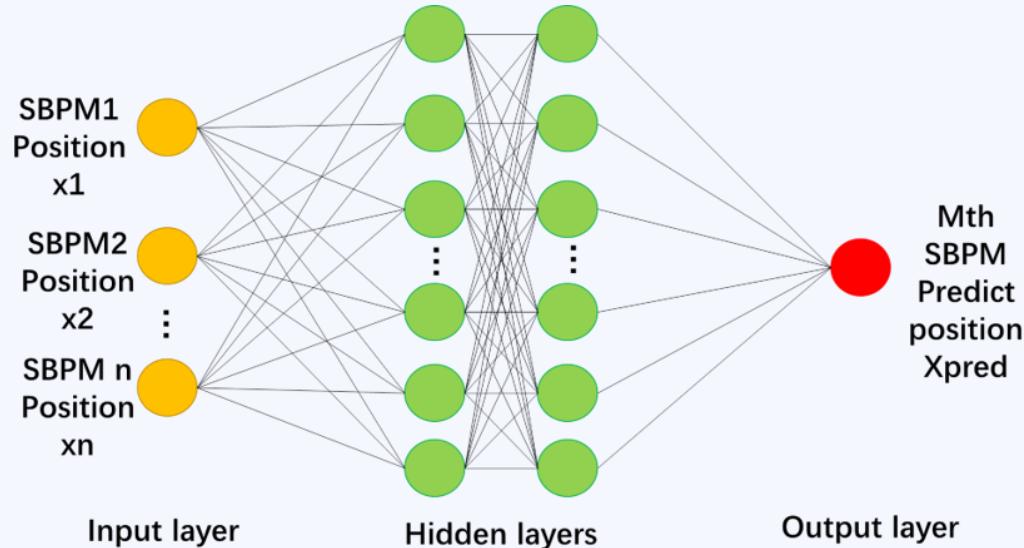
基于NN网络精确求解通道间串扰系数



基于NN的通道间串扰解析，  
串扰减少到原先的  $6.29 \times 10^{-4}$

# 设备运行性能评估 (BPM分辨率评估)

- 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



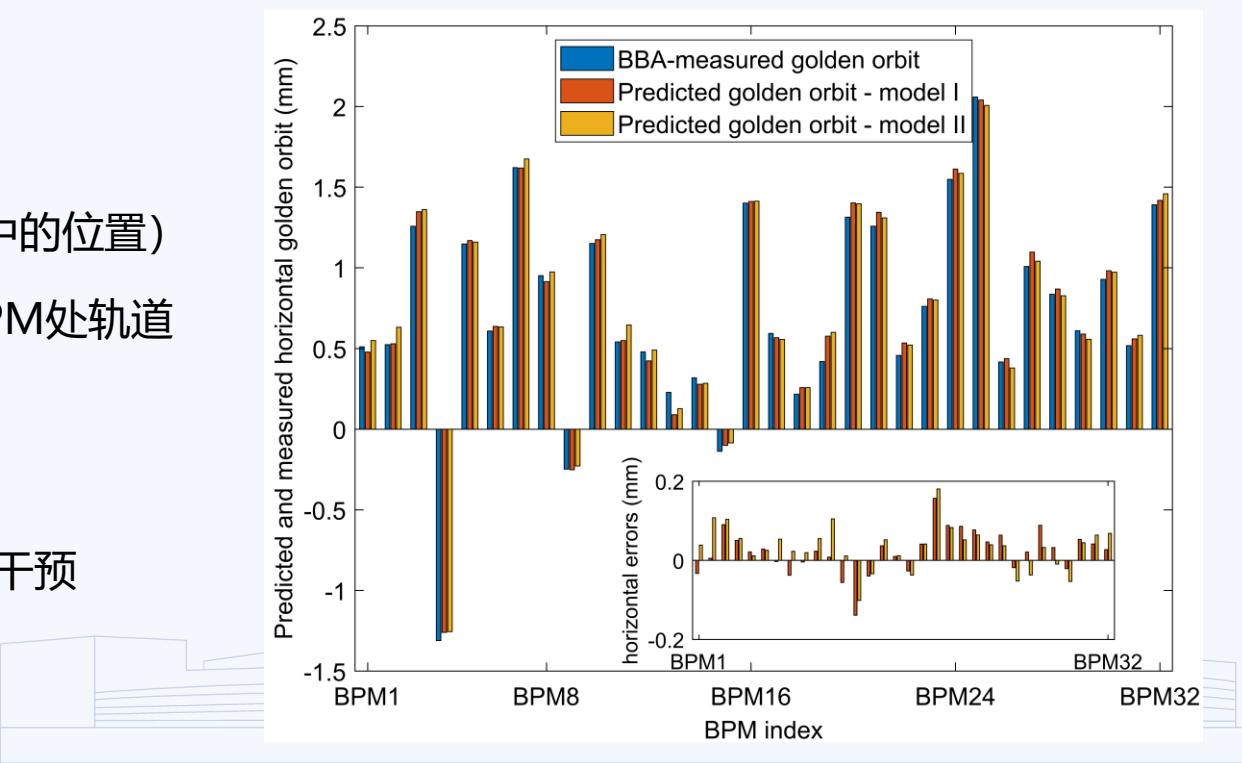
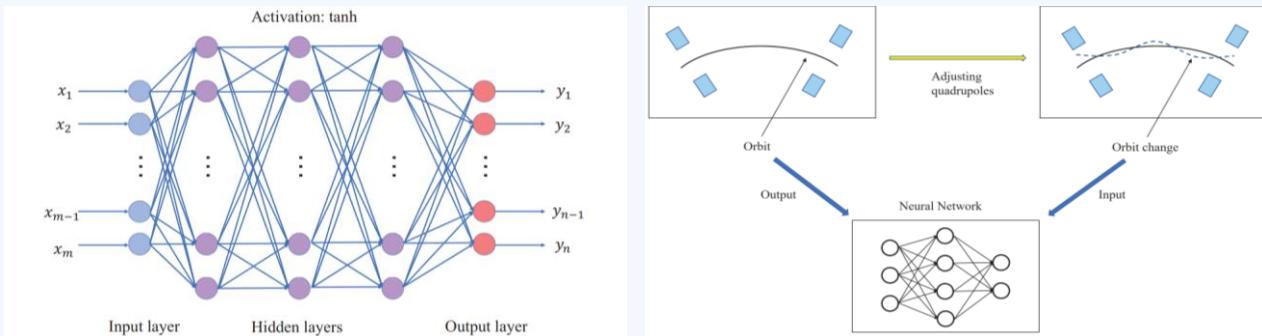
- 束流位置与束流位置变化的关系:

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

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

- 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 $\Delta K$ , 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

# 基于历史数据的参考轨道温度依赖性研究 (数据分析)

- 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

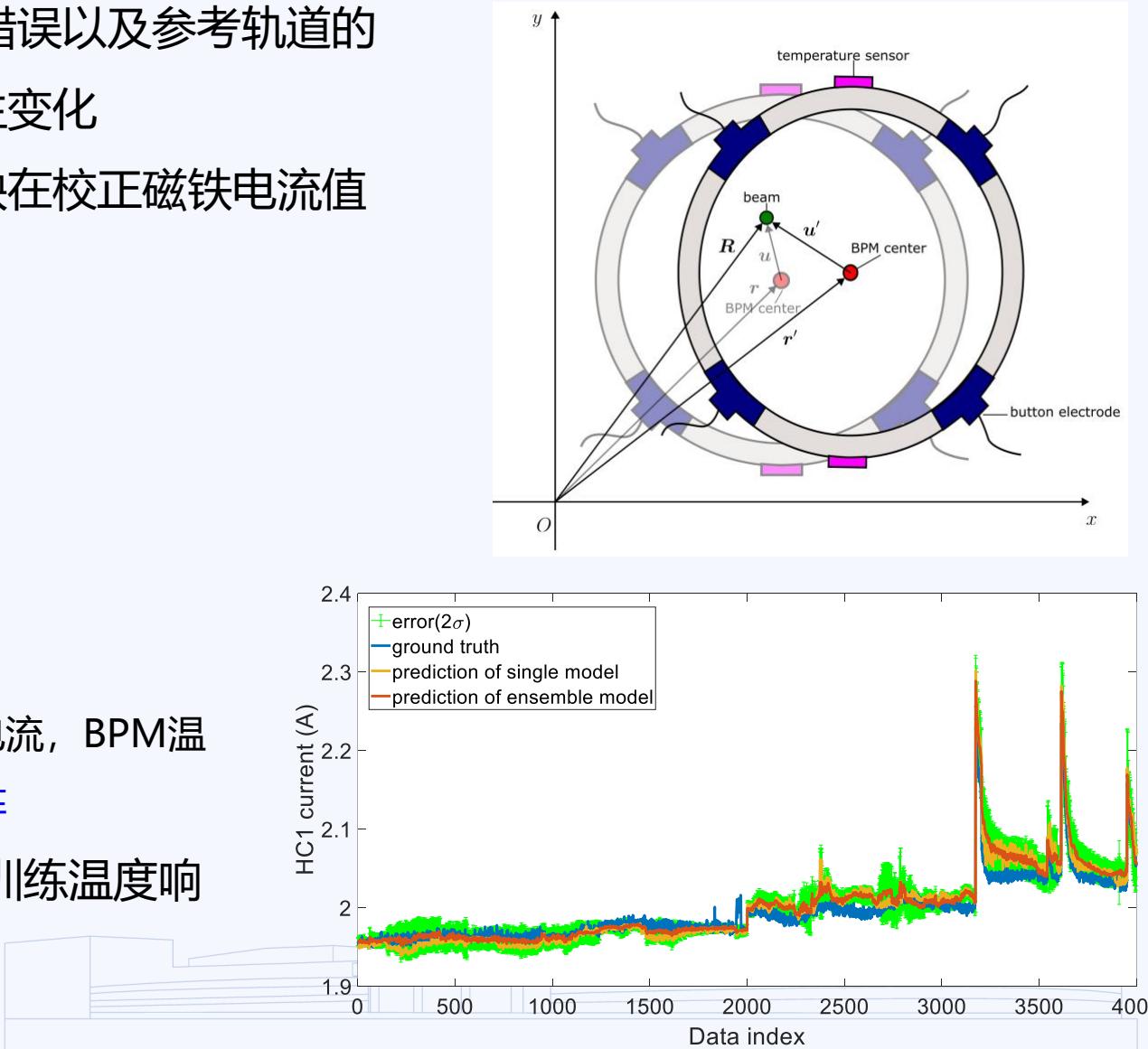
$$\Delta r = \Delta R \Big|_{\Delta u=0} = \mathcal{M} \cdot \theta$$

$$\theta(g, T) \approx \left[ \theta(g, T_0) + \frac{\partial \theta}{\partial T_0} \Delta T \right]$$

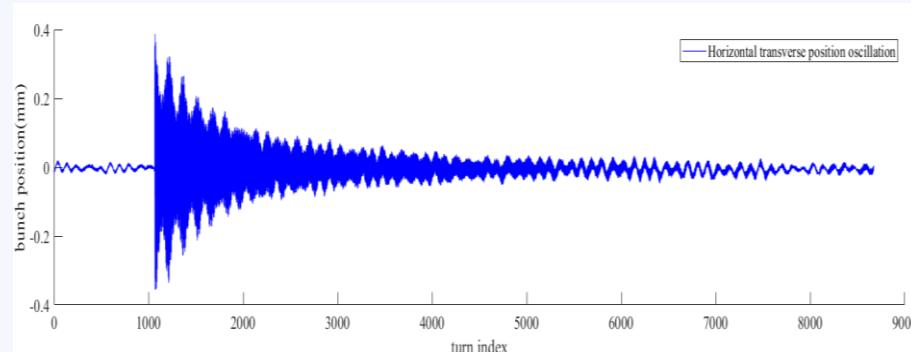
$$\Delta r = \mathcal{M} \cdot \frac{\partial \theta}{\partial T_0} \cdot \Delta T = \mathcal{M} \cdot \mathcal{N} \cdot \Delta T$$

$u, r, R$ : 为BPM读数，束流位置和BPM中心， $\theta, T, g$ : 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

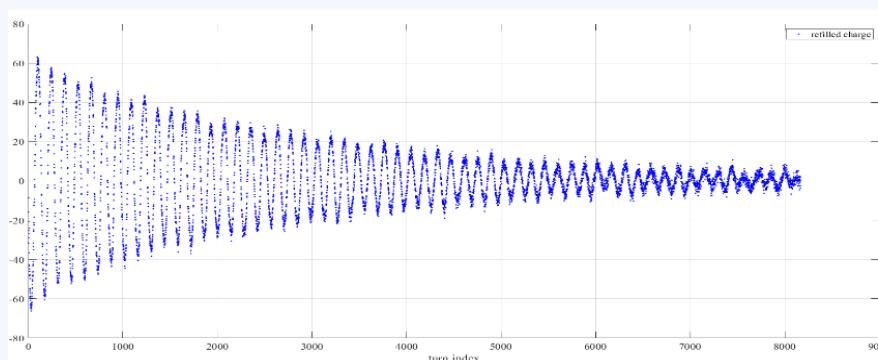
- 基于合肥光源的运行历史数据，利用人工神经网络训练温度响应矩阵模型



**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



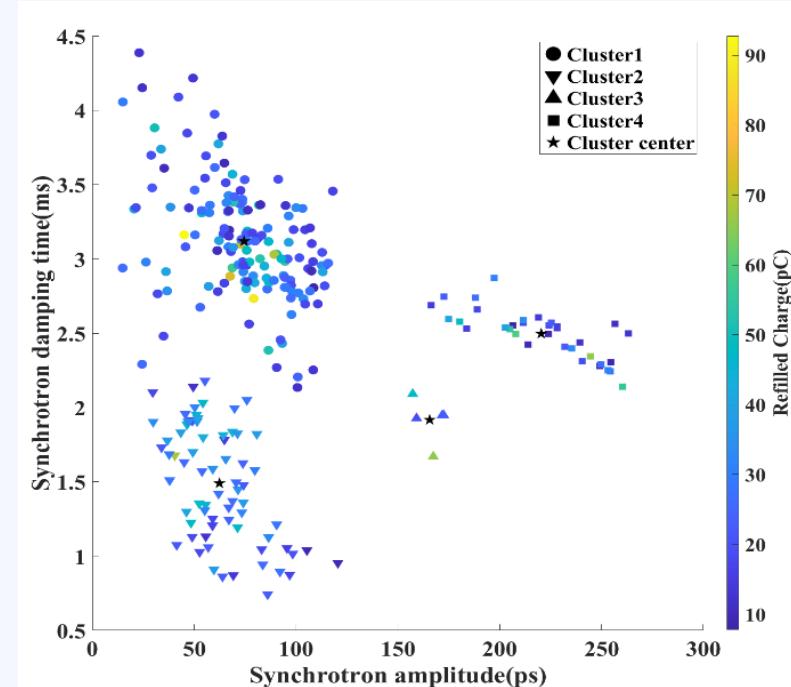
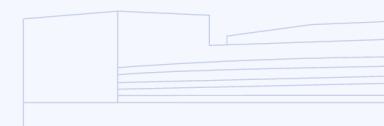
$$\text{束流横向振荡: } A = A_s \cos(\omega t + \varphi_0) e^{-\alpha_s t}$$



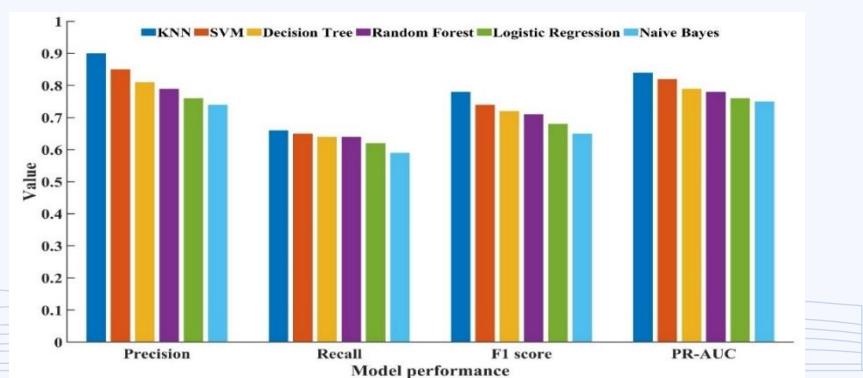
$$\text{束流纵向振荡: } z = z_m \sin(\Omega t + \varphi_0) e^{-\alpha_s t}$$

## 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



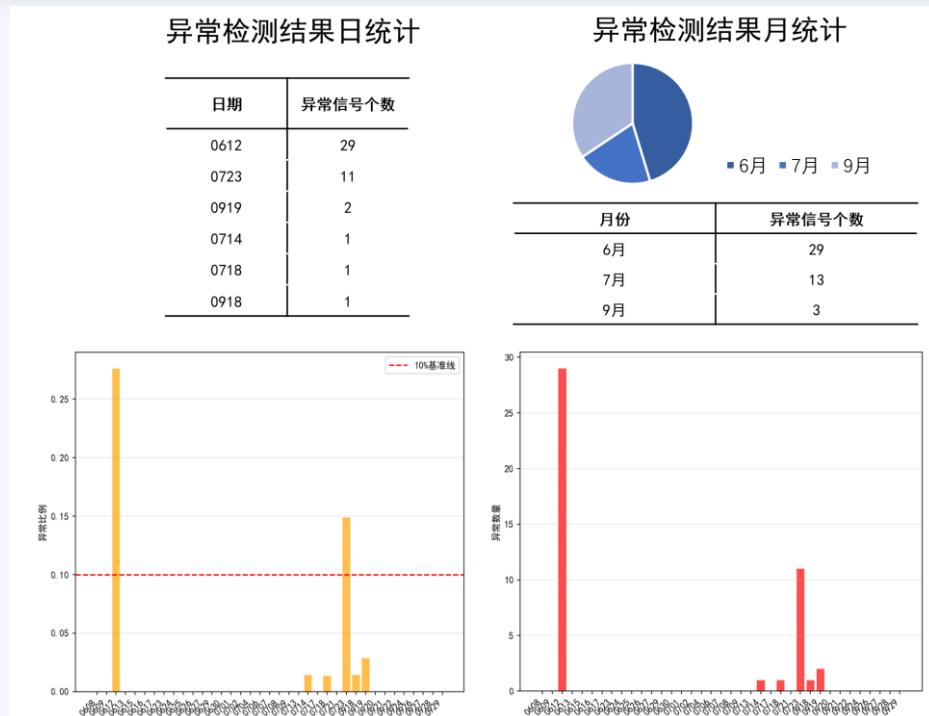
聚类分析结果



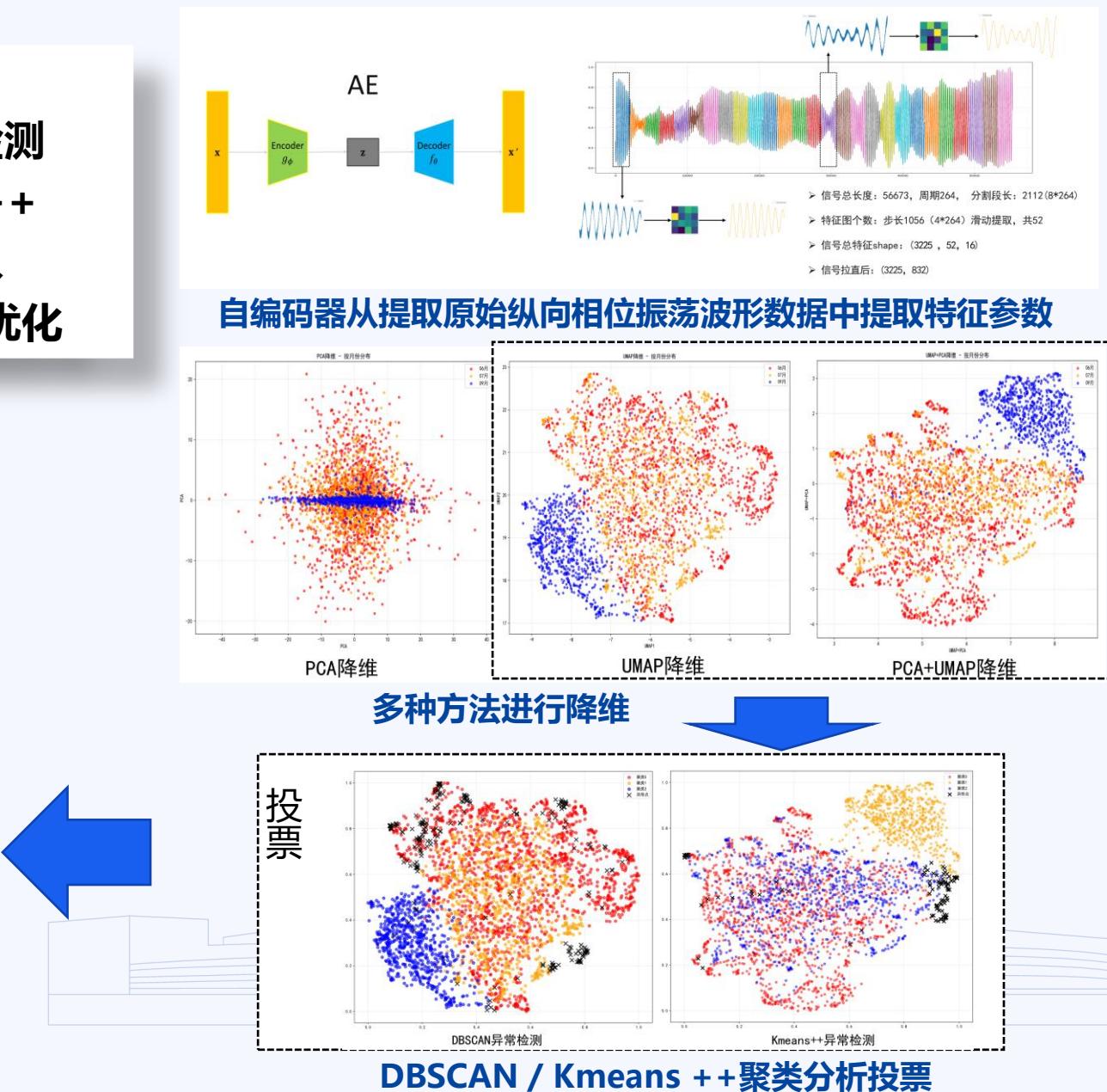
聚类算法评估

# HLS-II运行状态聚类分析 (纵向相位)

- 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

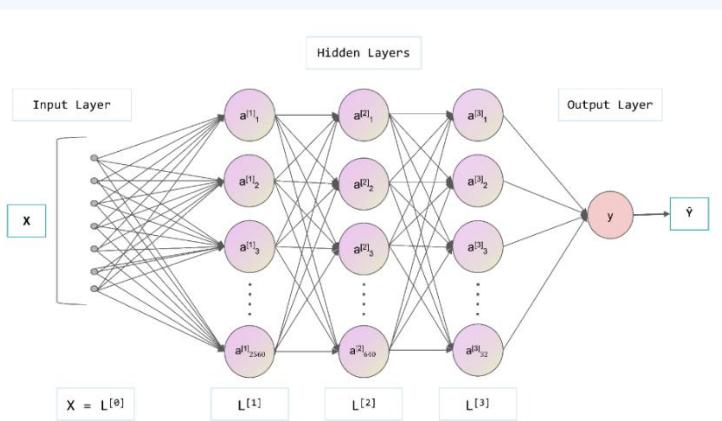
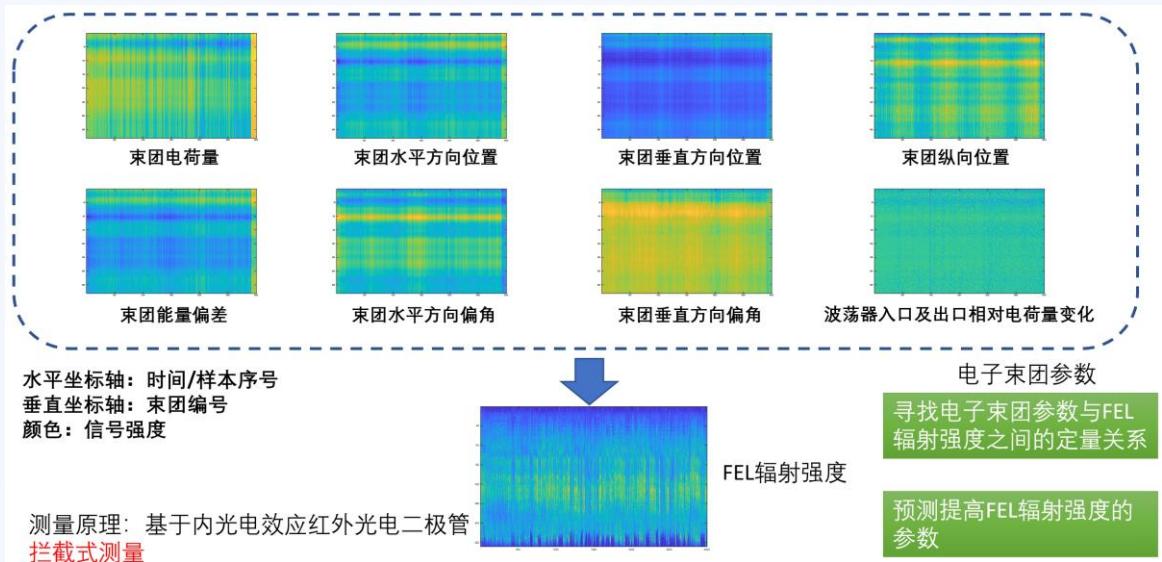


2025.06-09运行数据分析结果

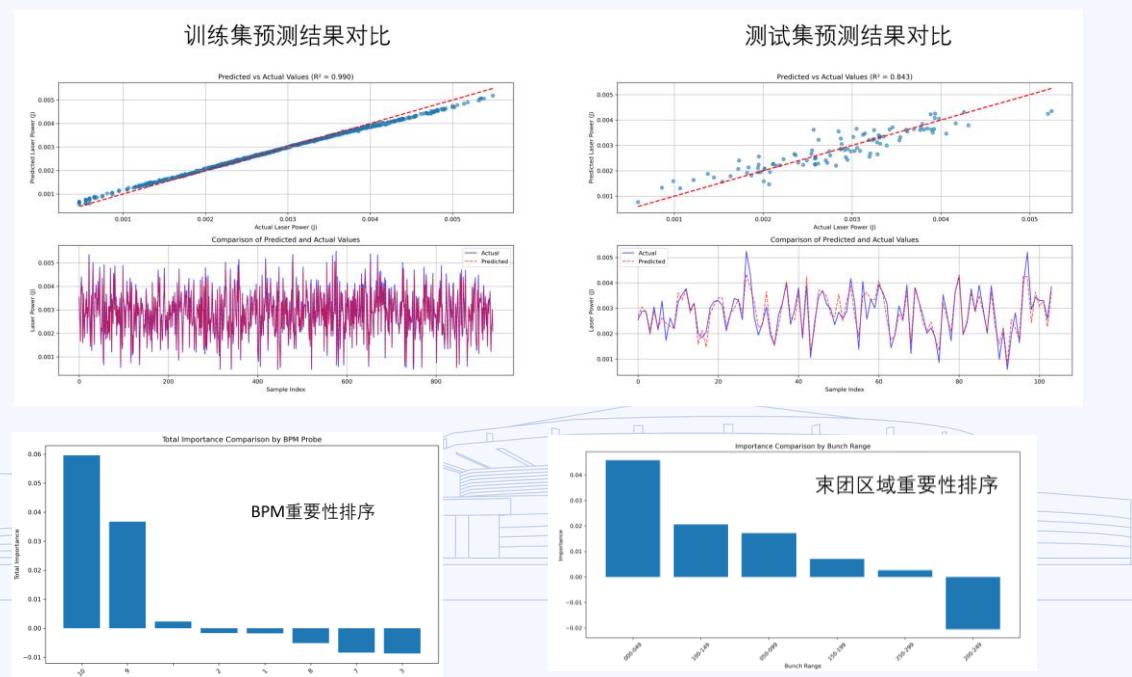


# IRFEL输出辐射功率预测（虚拟诊断）

- 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

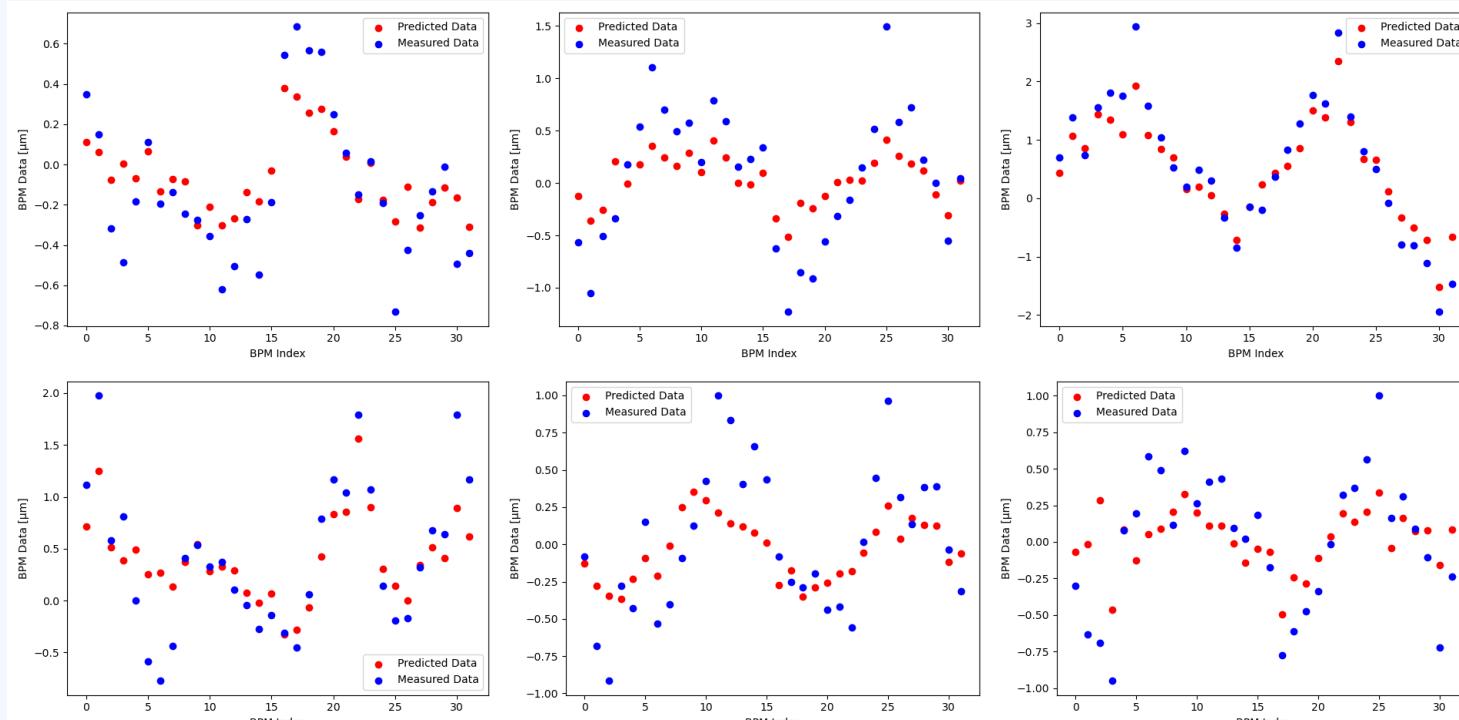


- 结构：全连接神经网络
  - 输入层：7840维
  - 隐藏层： $2560 \rightarrow 640 \rightarrow 32$  神经元
  - 激活函数：ReLU
- 损失函数 (loss)：均方误差
- 优化器：Adam (学习率 0.001)
- 训练平台：PyTorch + TensorBoard



# HLS II束流轨道预测 (虚拟诊断)

- 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

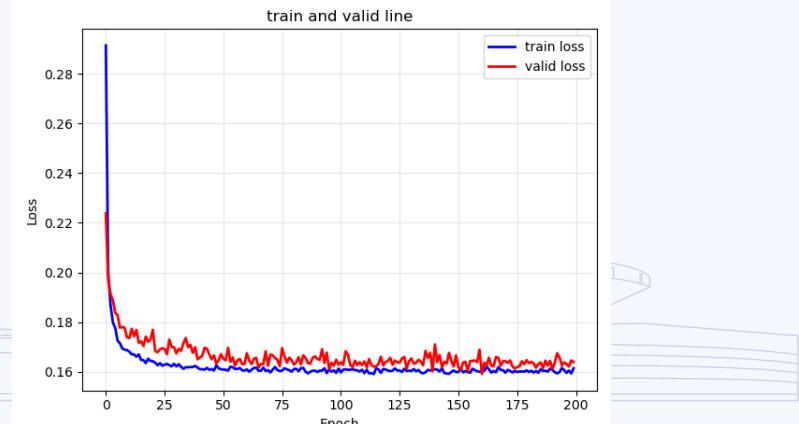


测试集中部分束流轨道 (垂直) 预测结果

$$\Delta BPM^i = b^i + \sum_{n=1}^{32} k_n^i Cor_n$$

i为BPM序号,  
n为校正铁序号

- 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



模型训练过程

04

## 装置运行参数调优

# 直线加速器运行参数调优 (强化学习/IRFEL)

□ 算法: 强化学习 (Actor and Critic)

□ 环境: FELiChEM 与 虚拟环境

□ 优化目标:

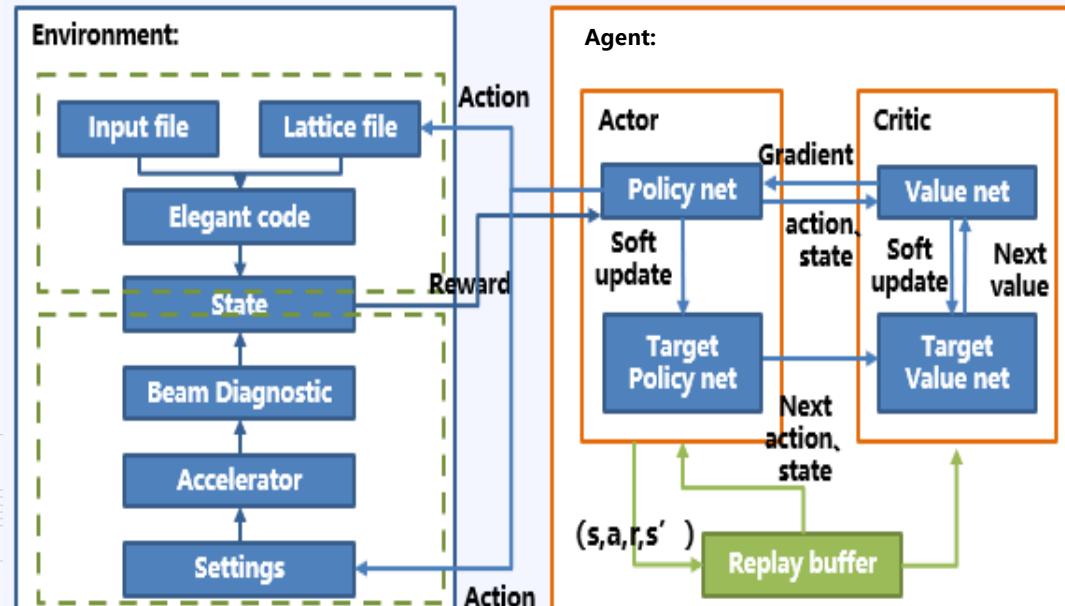
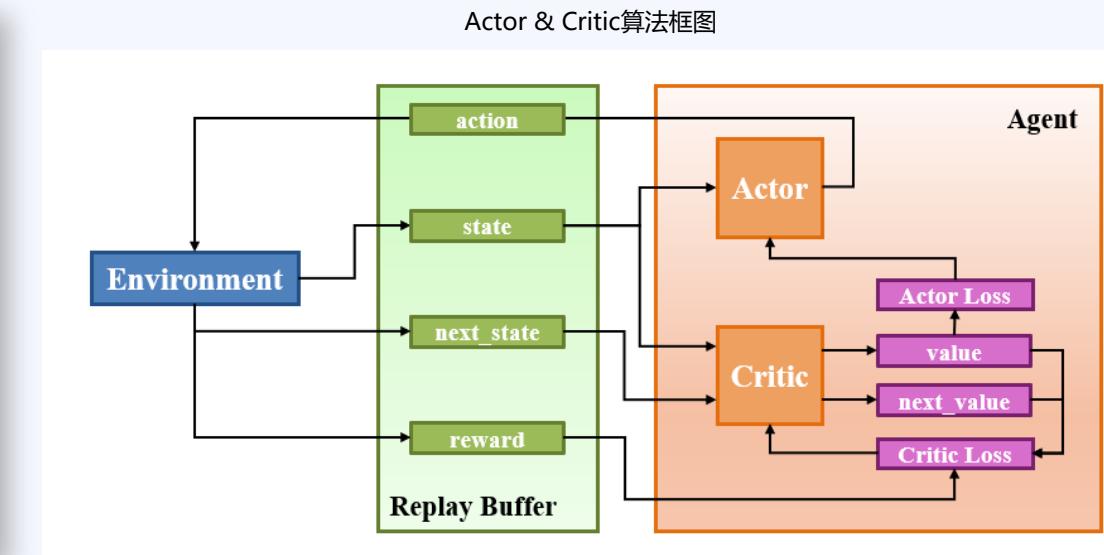
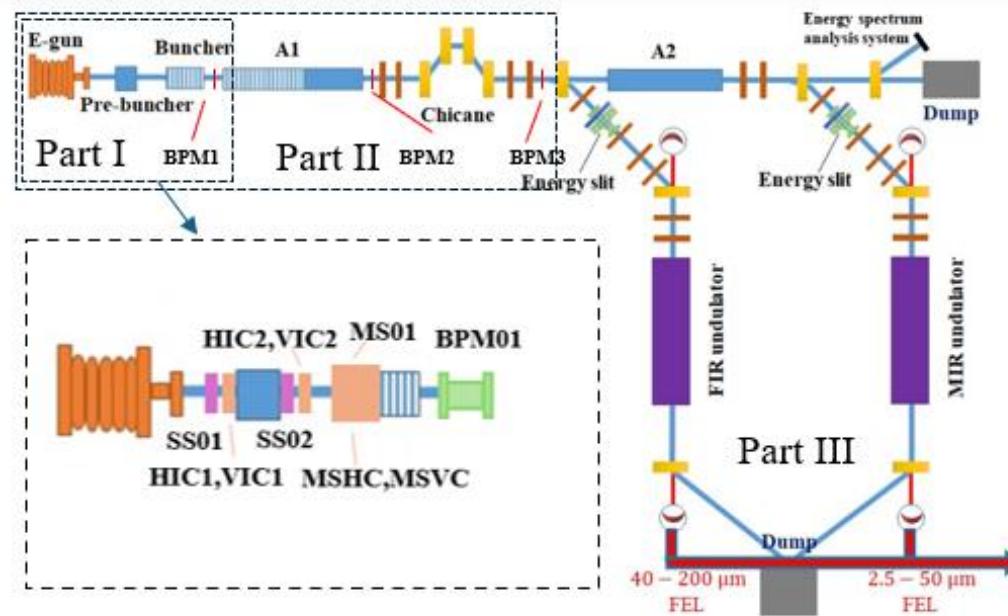
Part I 微脉冲横向位置稳定性

Part II 微脉冲横向角度稳定性

Part III 微脉冲能量稳定性

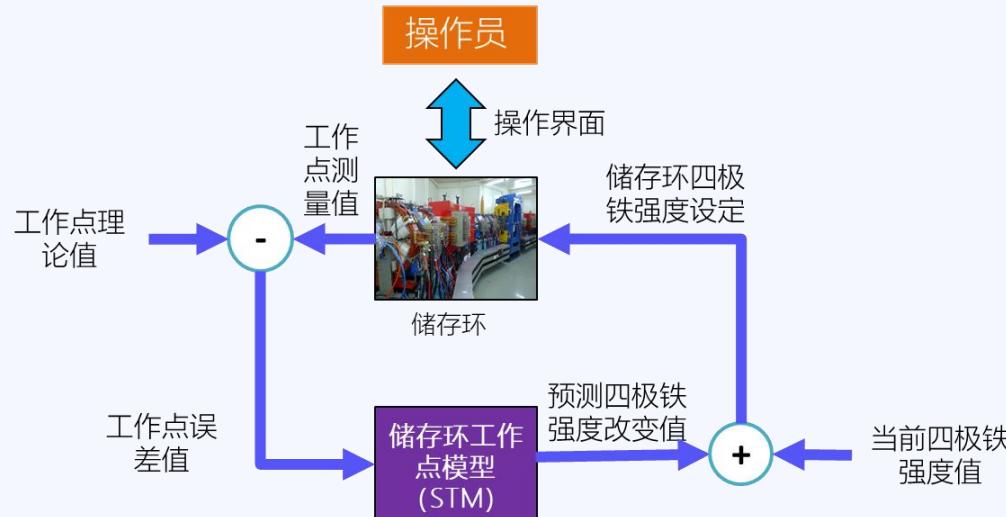
□ Action: 磁铁电流( $M$ )或磁铁电流变化值( $\Delta M$ )

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

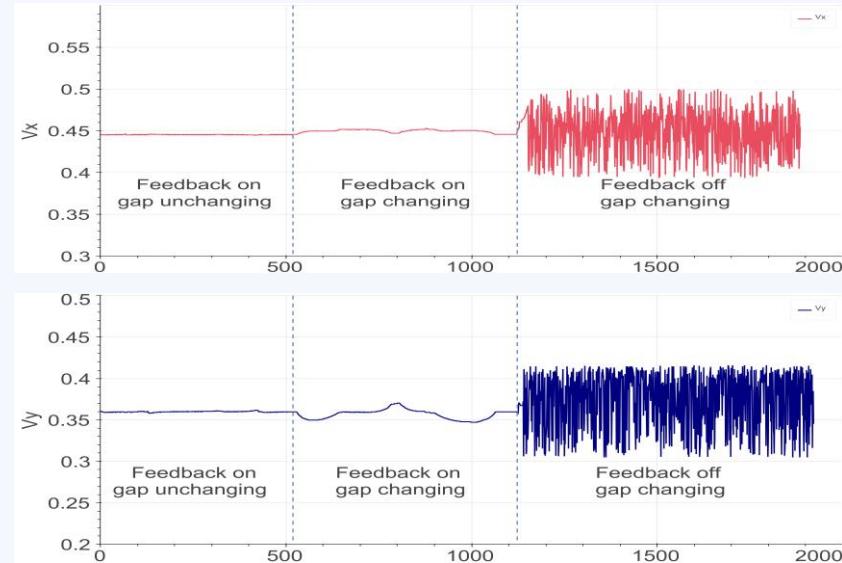


➤ 工作点的反馈校正采用 LASSO(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) 回归算法生成机器学习模型STM (工作点模型)

- ✓ 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



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



	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

在线校正结果



# 基于机器学习的光学参数校正 (数值仿真)

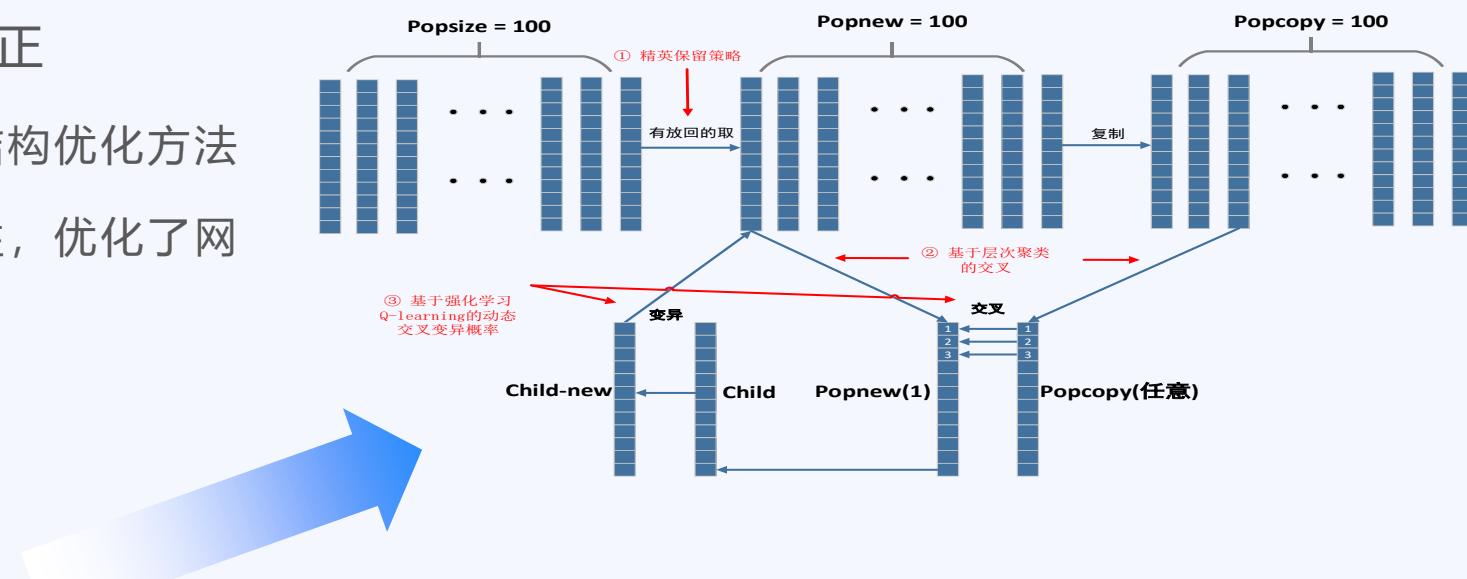
## ➤ 采用神经网络算法实现储存环Beta函数校正

- ✓ 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	$10^{-4}$	$10^{-6}$



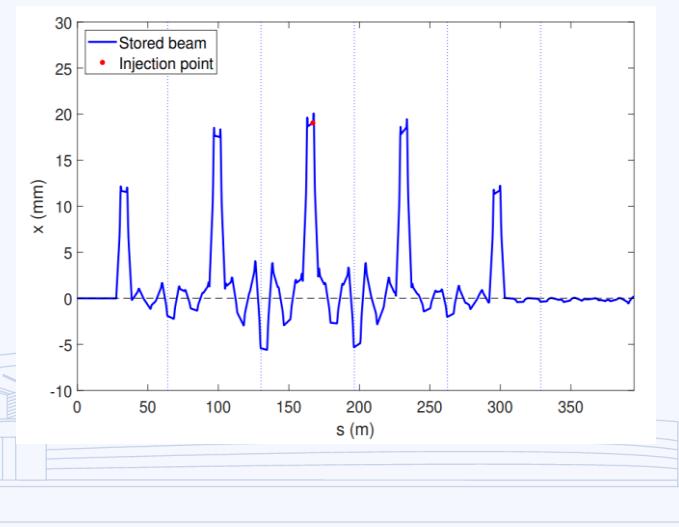
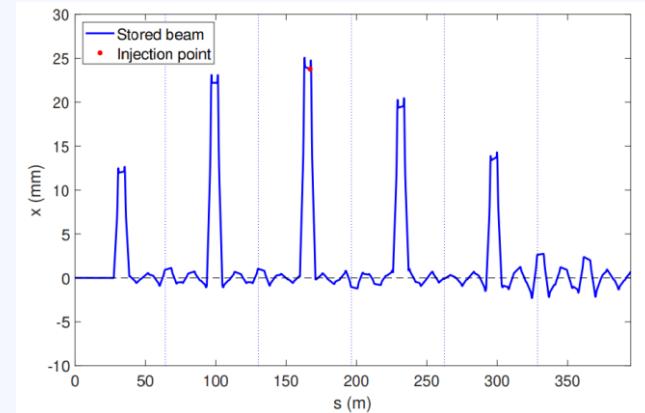
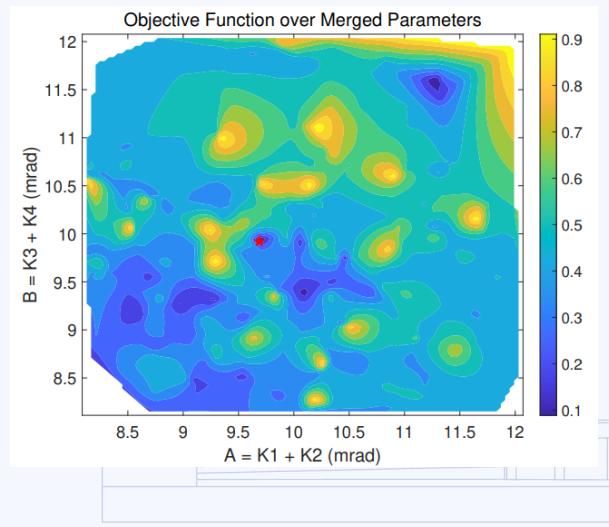
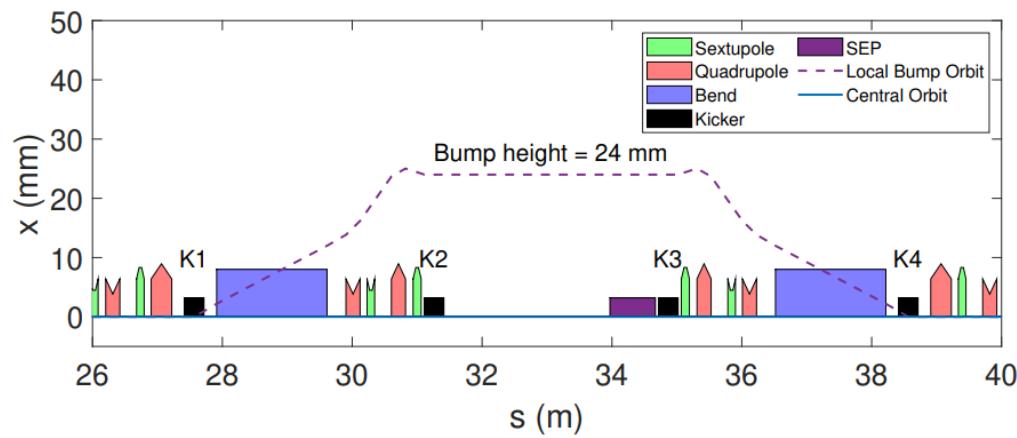
Beta beating	Initial beating	After GA-SRBM correction	After IGA-SRBM correction
Max $\Delta\beta_x$ beating	8.65%	0.80%	0.59%
Max $\Delta\beta_y$ beating	1.45%	0.21%	0.05%



# 基于贝叶斯优化的注入参数优化 (数值仿真)

➤ 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2.23 mm降低至0.279 mm
- ✓ 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



# 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



---

衷心感谢您的宝贵意见！  
敬请批评指正！

