



中国科学院近代物理研究所

Institute of Modern Physics, Chinese Academy of Sciences

Automated PI Parameter Optimization for LLRF Systems: A Comparative Study of LLM-based and Bayesian Optimization Approaches

近代物理研究所-射频功率与低电平室
杨丽娟

CONTENTS

01

- 研究背景介绍

02

- LLRF系统PI自动优化方法

- 基于贝叶斯的PI参数优化方法
- 基于Agent的PI参数优化方法

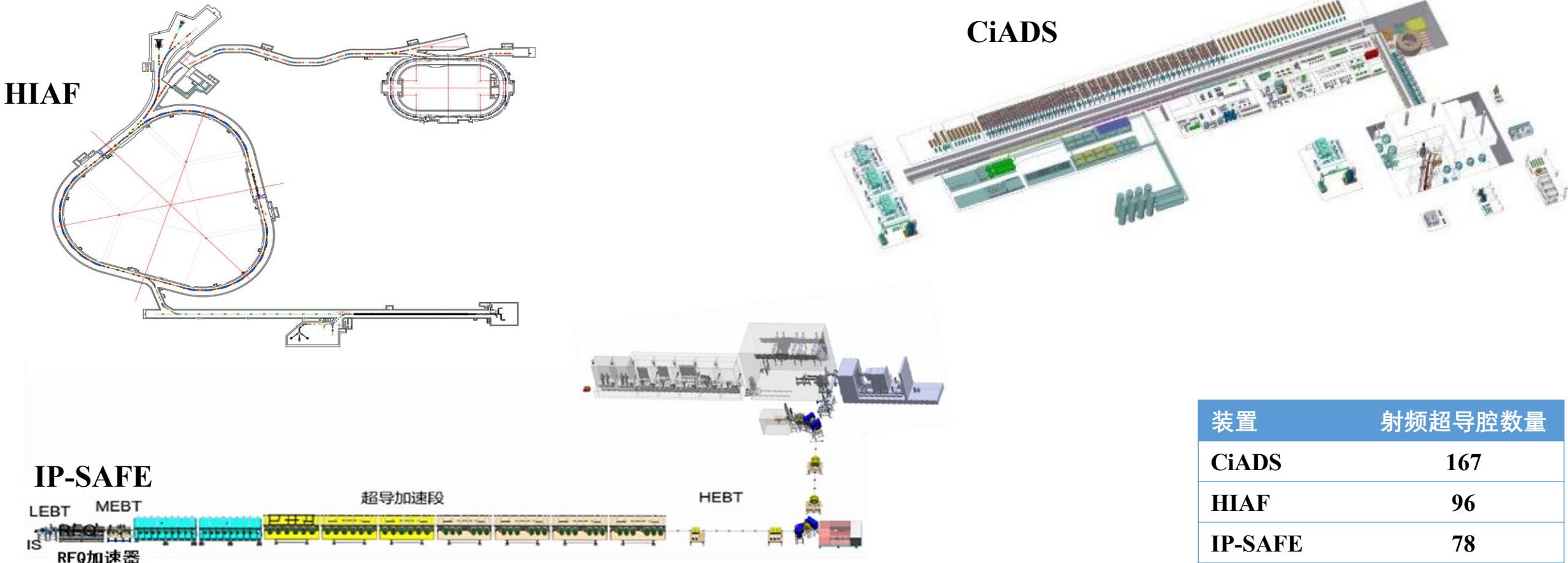
03

- 总结



研究背景

研究背景：CiADS、HIAF、IP-SAFE等国家重大科学装置均采用超导直线加速器作为核心驱动系统，其长期稳定运行能力至关重要。超导腔作为加速器的核心组件，其性能直接决定装置的整体运行质量



研究背景

超导加速器对场稳定性的严苛要求

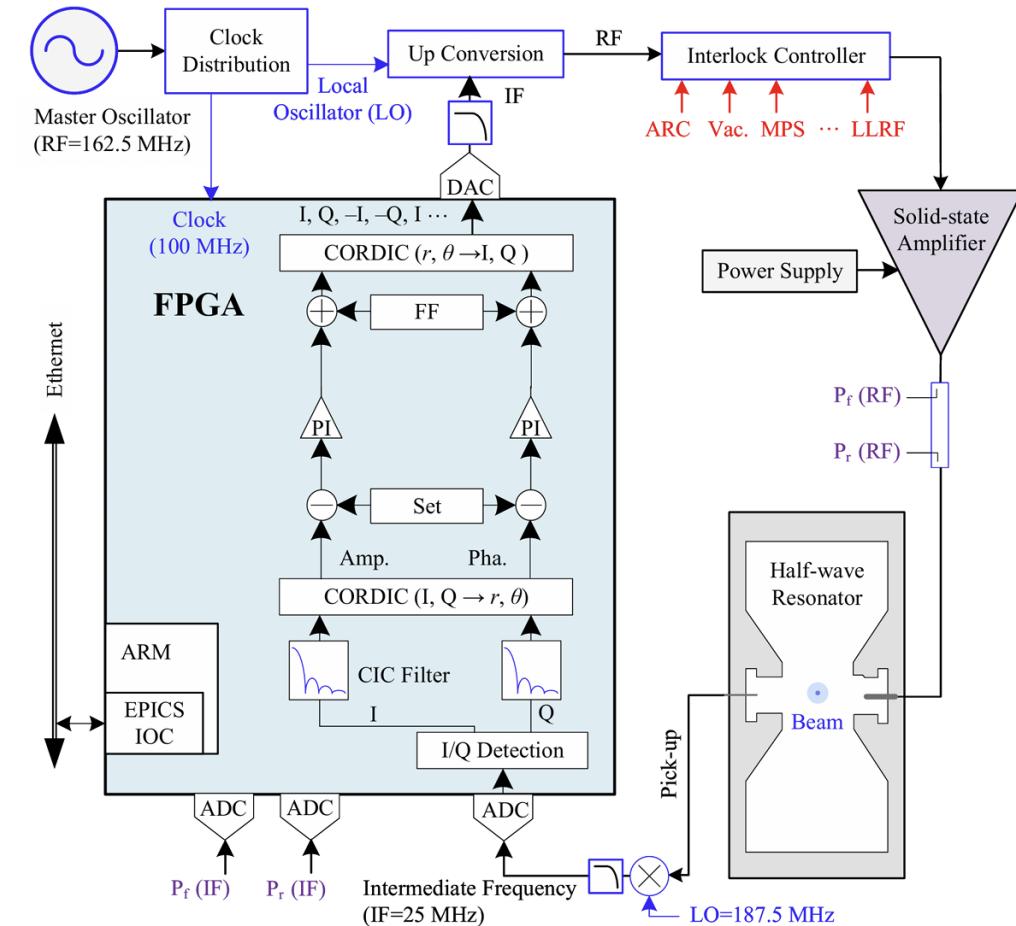
- 幅度稳定性: $< 0.1\%$ (束流能散增大 \rightarrow 束流损失、设备活化)
- 相位稳定性: $< 0.1^\circ$ (纵向相空间失配 \rightarrow 束团拉长、加速效率下降)

超导腔工作特性

- 运行带宽窄 ($\sim 100\text{Hz}$)
- 工作梯度高 (洛伦兹失谐影响大)
- 任何扰动都可能造成掉腔 (氢压波动、机械振动)

LLRF系统的核心作用

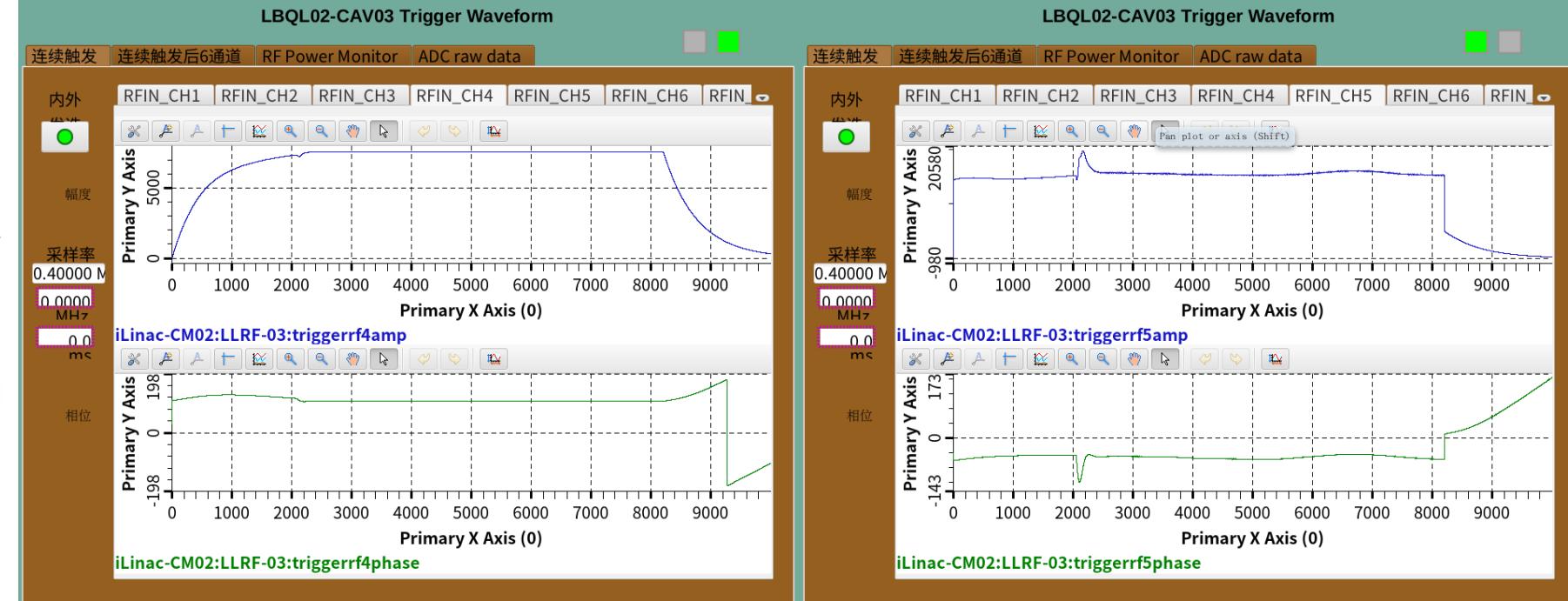
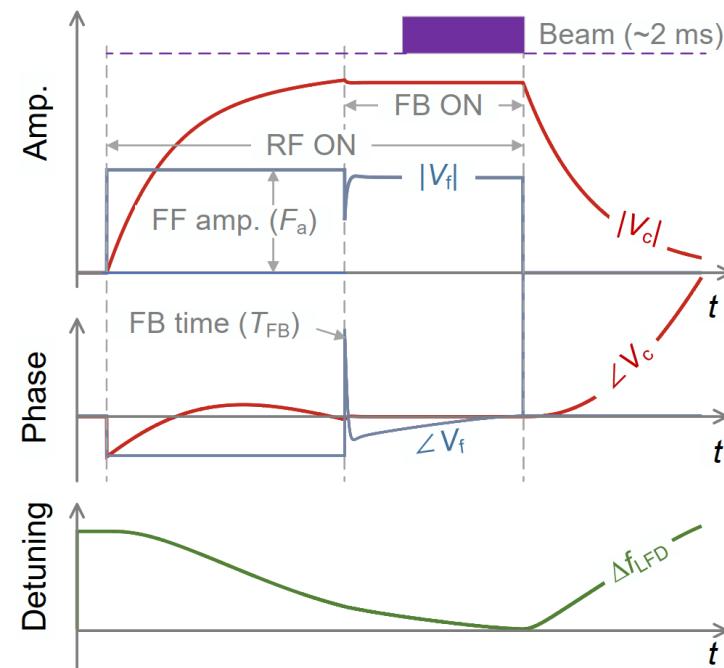
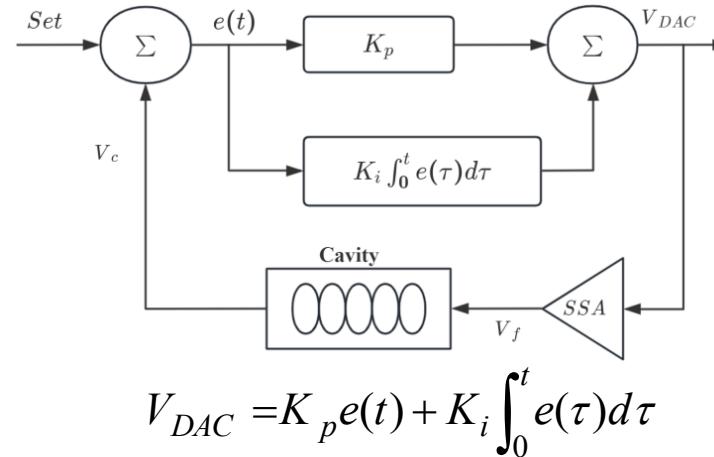
- 低电平射频系统负责超导腔场的幅度和相位闭环控制
- 场稳定性直接影响束流品质和加速效率



研究背景

PI参数的关键性

- 比例增益P: 决定响应速度和抗扰动能力
- 积分增益I: 消除稳态误差, 保证长期稳定
- 参数配合不当 → 振荡、响应慢、甚至系统失稳



研究背景

PI扫描空间优化：

传统矩形搜索 (K_p, K_i)

左上、右上区域 (小 K_p 大 K_i) 易振荡

包含部分无效高风险区域

改进三角形搜索 (K_p, W)

斜边约束最大增益带宽积

先验排除不稳定区域

$$K(s) = K_p + \frac{K_i}{s} = K_p \left(1 + \frac{W}{s}\right)$$

$W = K_i/K_p$ 代表 PI 控制器的零点位置

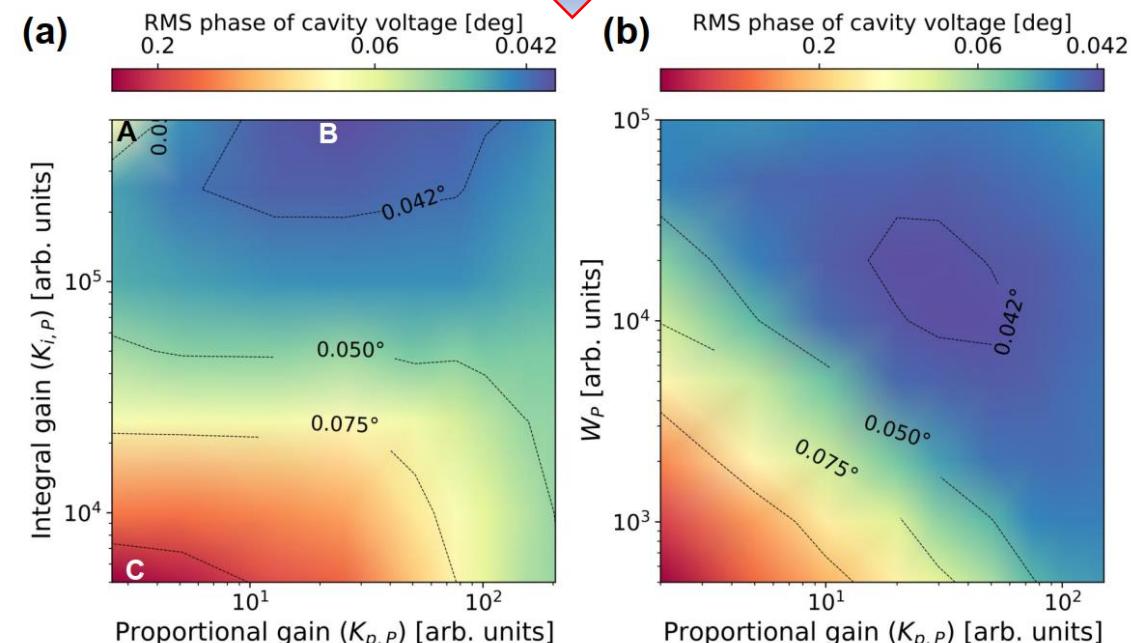
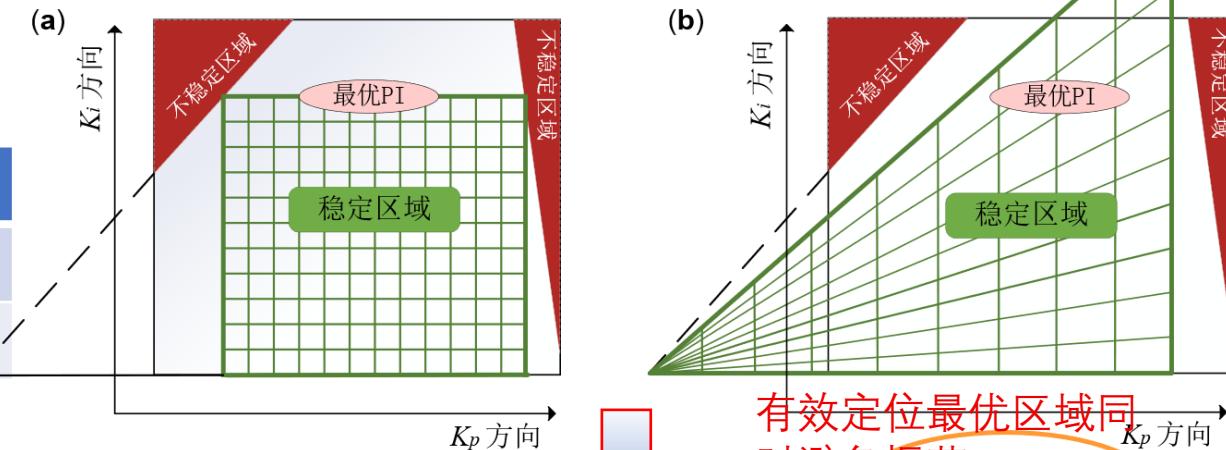
网格扫描的局限：

连续波系统

- 耦合度较低
- 幅度相位各自优化
- 复杂度: $O(N^2)$

脉冲波系统

- 耦合度较高 (LFD)
- 幅度相位同时优化
- 复杂度: $O(N^4)$



CONTENTS

01

● 研究背景介绍

02

● LLRF系统PI自动优化方法

● 基于贝叶斯的PI参数优化方法

● 基于Agent的PI参数优化方法

03

● 总结





LLRF系统PI参数自动优化方法

LLRF系统的特殊性

- 高精度要求（幅度/相位稳定性 $< 0.1\%/0.1^\circ$ ）
- 强非线性特性
- 复杂动态响应（机械振动、氢压波动、洛伦兹失谐）



方法	核心思想	特点
贝叶斯优化 (BO)	概率代理模型+采集函数	样本高效、系统化搜索
大语言模型优化 (LLM)	自然语言推理+专业知识	知识融合、决策透明

基于BO的PI参数优化方法

贝叶斯优化

- 用高斯过程来建模LLRF系统
- 观测值包含噪声: $y = f(x) + \varepsilon$ $\varepsilon \sim N(\sigma_n^2)$
- 选用RBF核函数: 自动相关性确定, 建立参数间的相关性
- 采集函数选用UCB: 平衡探索和利用
- 引入物理约束: 功率源不过冲
- 实现: XOPT

$$k_{\text{RBF}}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}')^T \Delta^{-2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}')\right)$$

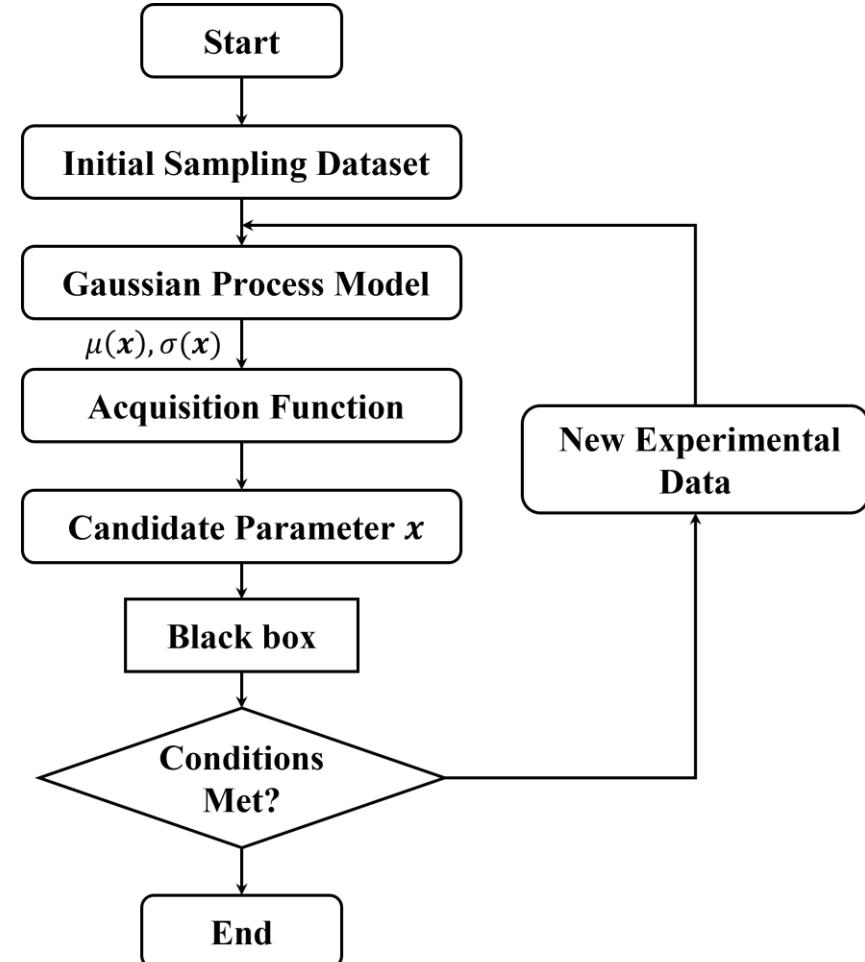
$$\alpha_{\text{UCB}}(\mathbf{x}) = \mu(\mathbf{x}) + \beta\sigma(\mathbf{x})$$

$$\text{minimize } f(\mathbf{x})$$

$$\text{subject to } g(\mathbf{x}) \leq \text{Const}$$

$$\mathbf{x} \in \mathcal{X}$$

经测试CW模式: $\beta = 0.5$, 脉冲模式: $\beta = 5.0$





基于Agent的PI参数优化方法

为什么LLM可以辅助调参？

- 训练数据中包含大量控制理论、PID调参的文献和经验
- 能够理解物理概念（带宽、相位裕度、振荡、过冲等）
- 可以进行因果推理：观察现象 → 分析原因 → 建议调整

Prompt

Technical Background Construction You are a professional PI control system parameter tuning expert. Your task is to optimize parameters based on LLRF (Low Level Radio Frequency) system performance. The system operates in continuous wave mode.

Adjustment Objectives

- Goal: Minimize the phase RMS of cavity voltage
- Parameters: K_p and W_p (two parameters), $W_p = K_i/K_p$

Expert Experience Guidance

1. Consider using historical experience optimal values as reference points:
 - K_p optimal value is around 28, prioritize adjustments in this range
 - W_p optimal value is around 1e4, prioritize adjustments in this range
2. Perform small-range exploration and fine-tuning around optimal values
3. When optimal range effects are unsatisfactory, expand the exploration range
4. If V_{f_rms} increases significantly, appropriately reduce K_p
5. W_p being too large easily causes system oscillation instability

Parameter Constraints

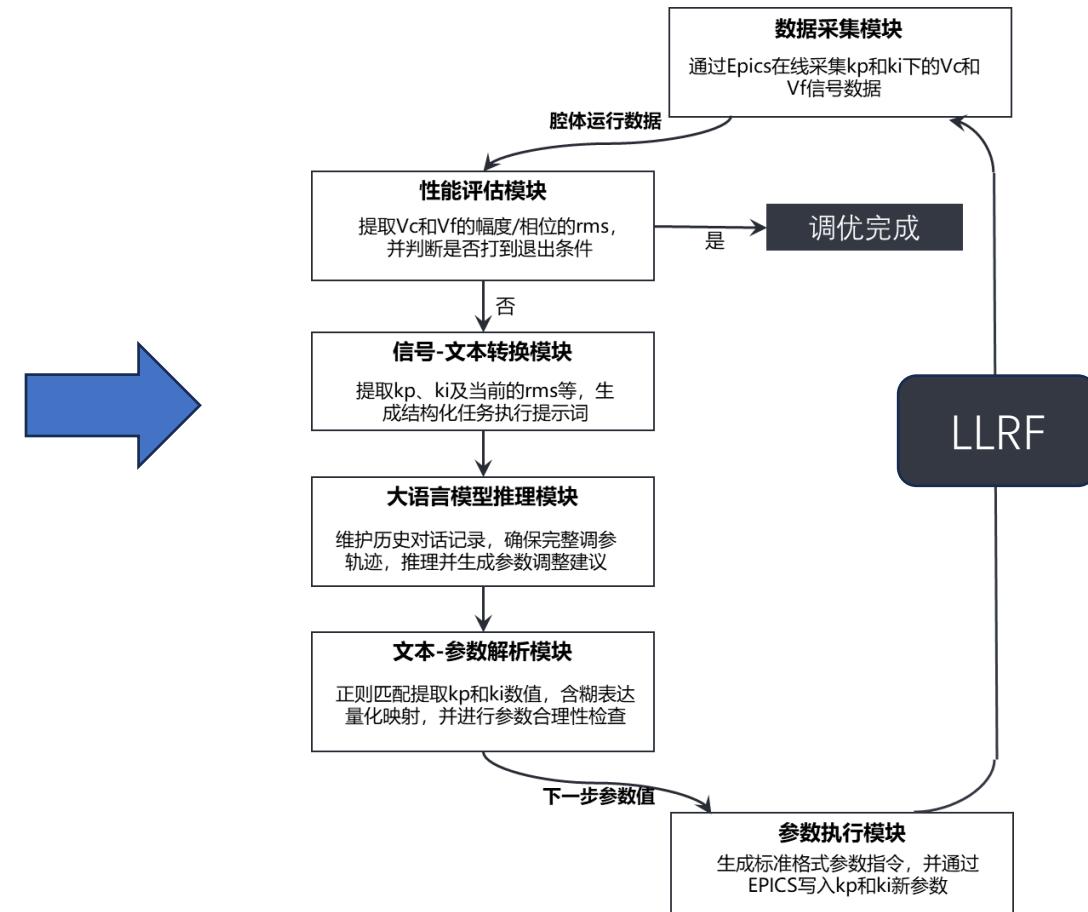
- K_p domain: 2.5 to 128 (recommended step: 5)
- W_p domain : 500 to 1e5 (recommended step: 2000)

Reasoning Requirements

- Each adjustment should consider:
1. Distance between current parameters and historical optima
 2. Convergence trajectory assessment of previous iterations
 3. Performance gap from target performance

Output Format

Please provide recommendations in a structured format:
 K_p : [numerical value] W_p : [numerical value]



连续波模式：BO vs Agent

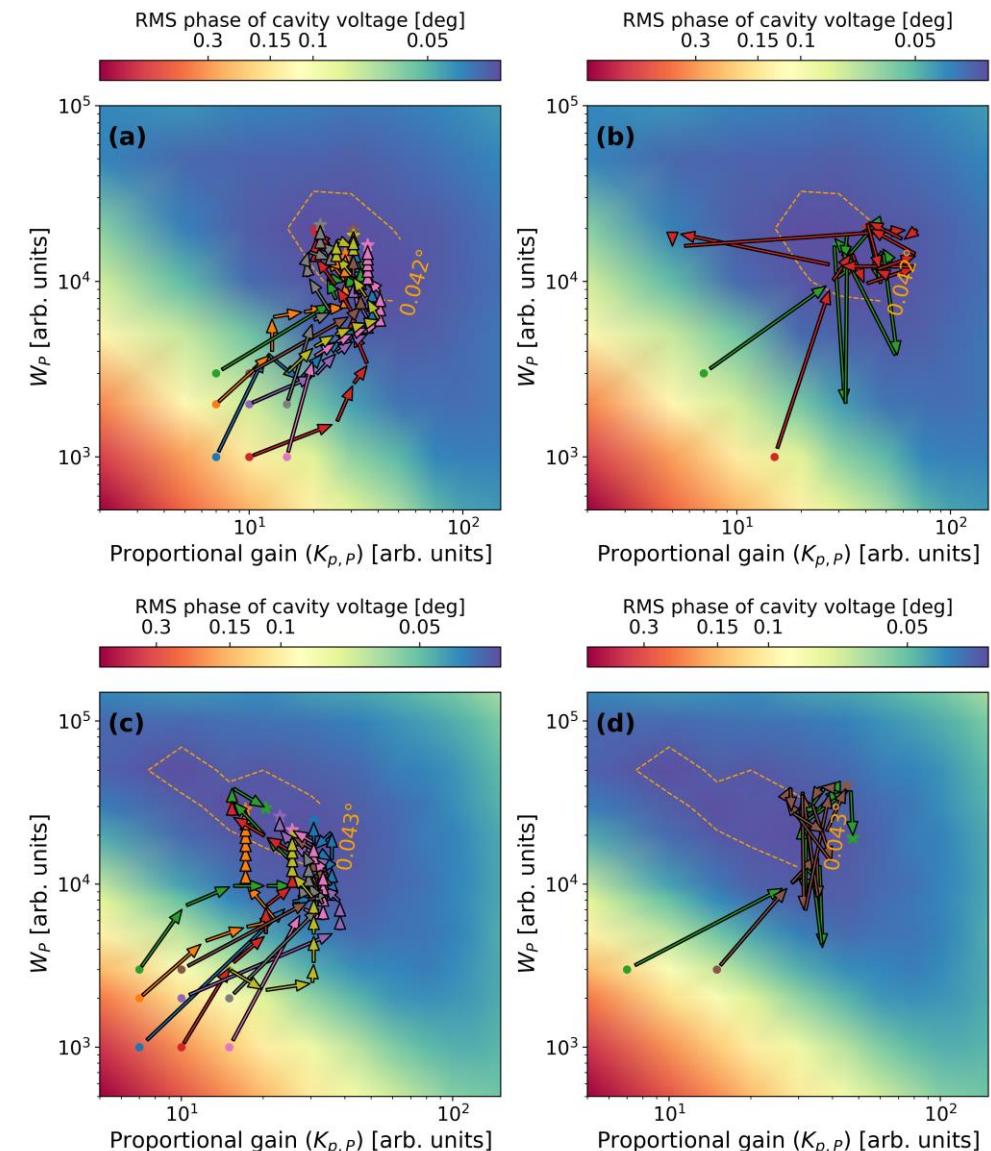
优化轨迹对比

- 优化参数：二维 (K_p, W)
- LLM：轨迹平滑，逐步逼近最优区域（类人启发式推理）
- BO：初期分散探索，后期快速收敛（不确定性驱动探索）

TABLE I
COMPARISON OF SUCCESS RATES BETWEEN BO AND LLM METHODS
ACROSS DIFFERENT CAVITIES

Cavity Number	Number of Experiments	BO Success Rate	LLM Success Rate
CM2-5	27	96.3%	100%
CM2-6	27	100%	94.4%
CM3-5	27	100%	96.3%
CM4-3	27	100%	100%

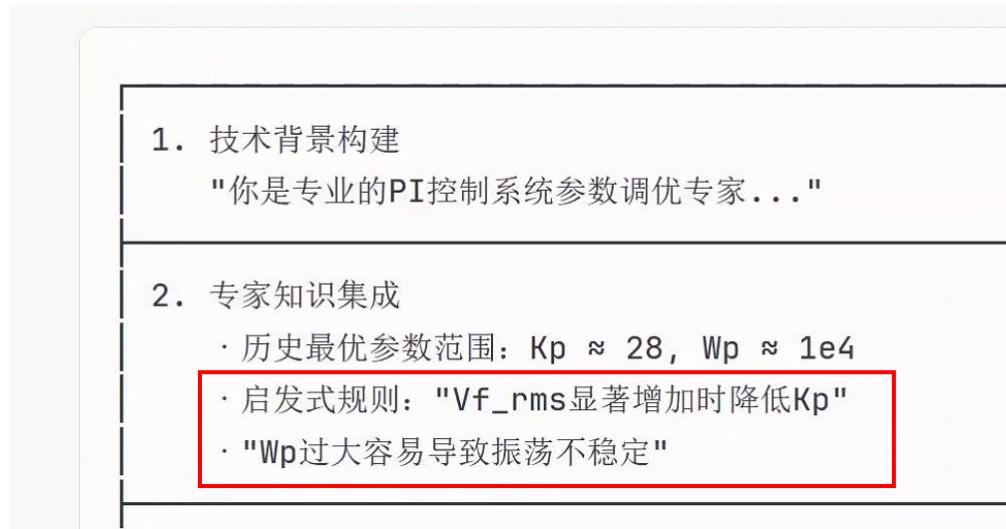
从不同的初始点出发，两种方法都能在15次迭代内收敛到最优区域（图中深蓝色）



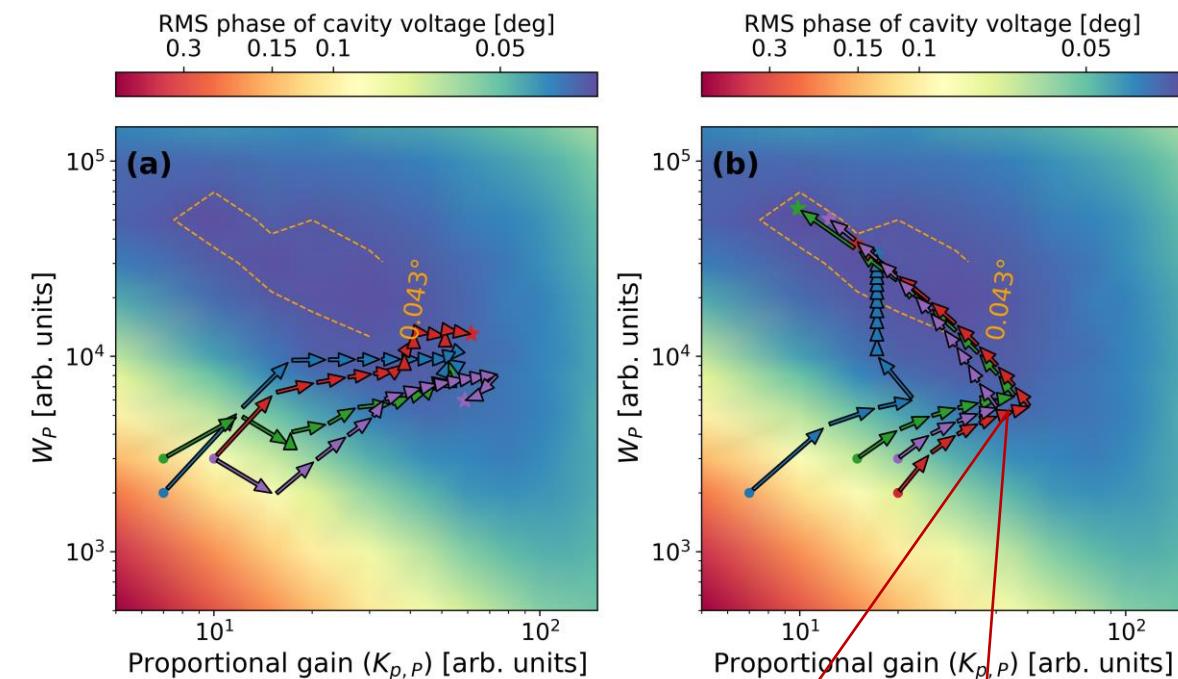
连续波模式：BO vs Agent

专家知识集成的重要性

- 对照组：完整Prompt（含专家规则）
- 消融组：移除专家规则，仅保留基础框架



专家知识集成是LLM方法的核心优势，通过自然语言编码物理约束（允许规则模糊）和操作经验，使优化过程更安全、高效、可解释

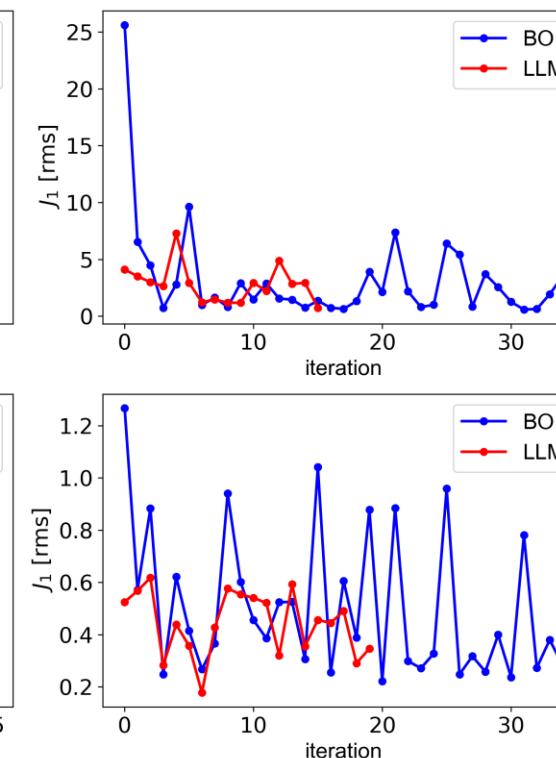
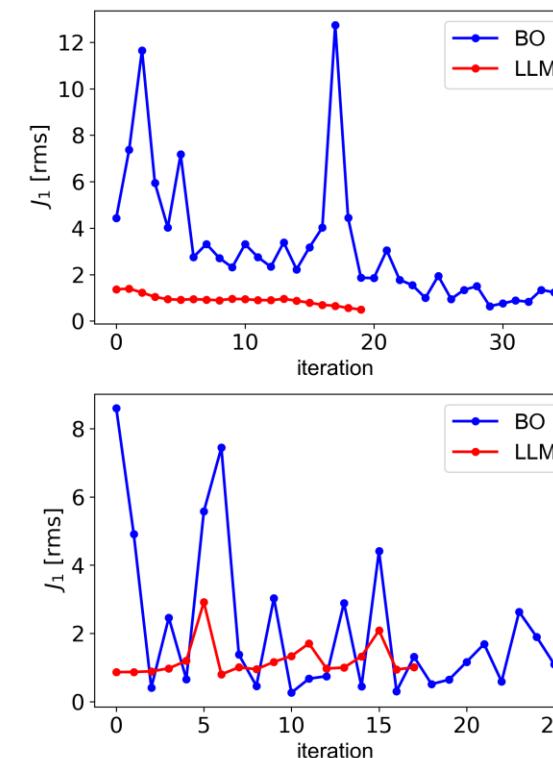
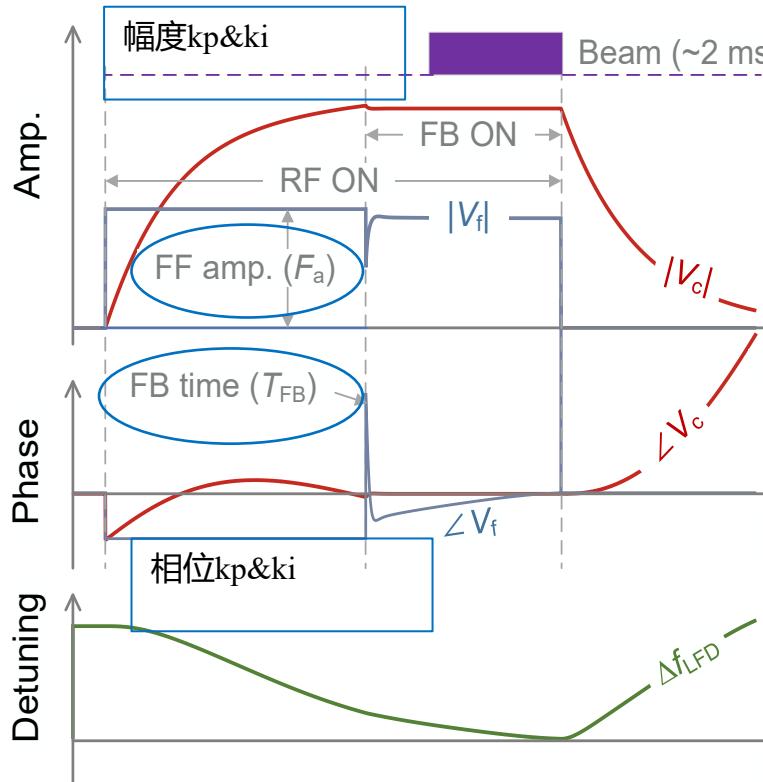


$V_{f,rms}$ 增加时智能“转向”，降低 K_p

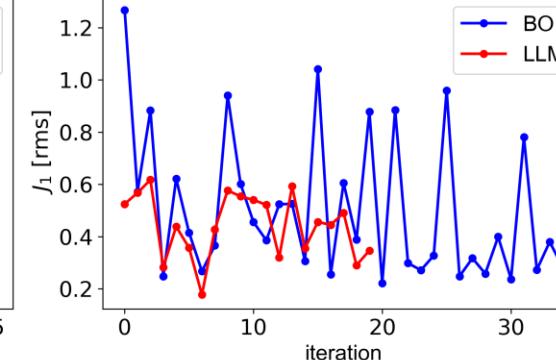
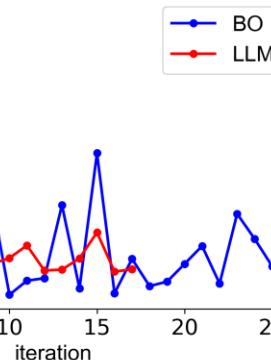
脉冲波模式：BO vs Agent

脉冲优化任务：

- 优化参数：六维 $(K_{ap}, W_a, K_{pp}, W_p, F_a, T_{FB})$
- 优化目标：最小化 J_1 (闭环建立时刻)， 约束 J_2 (束流到达时刻)



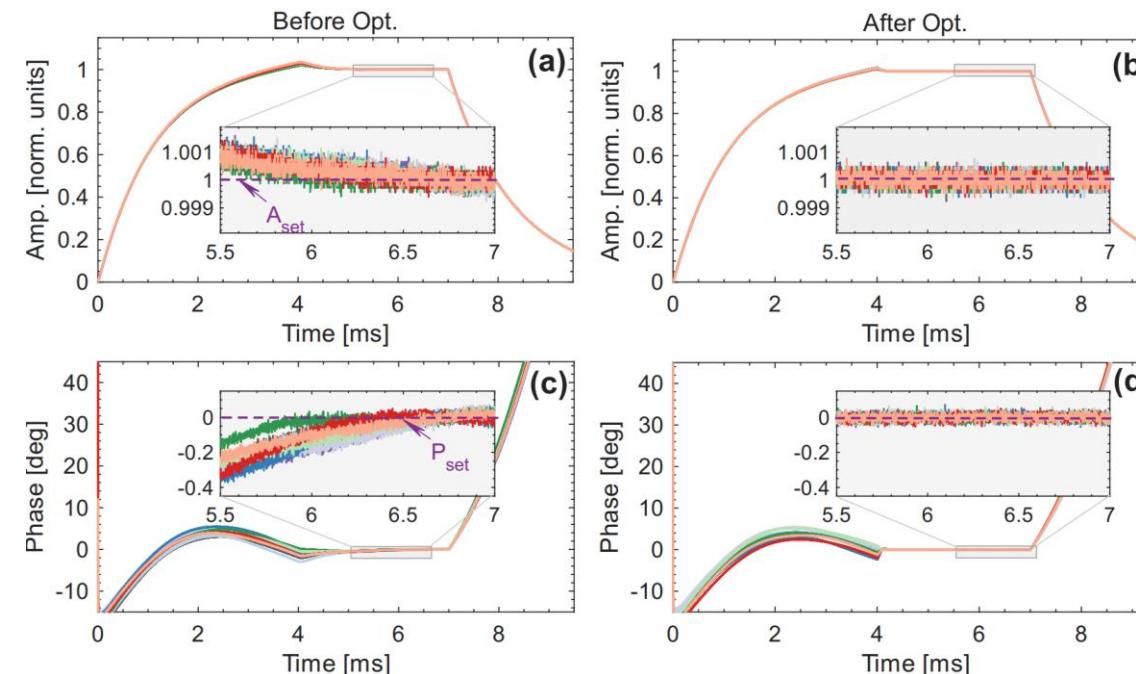
LLM方法
轨迹平滑无极端探索点
 J_1 始终保持中等范围
保守策略
约20次迭代收敛



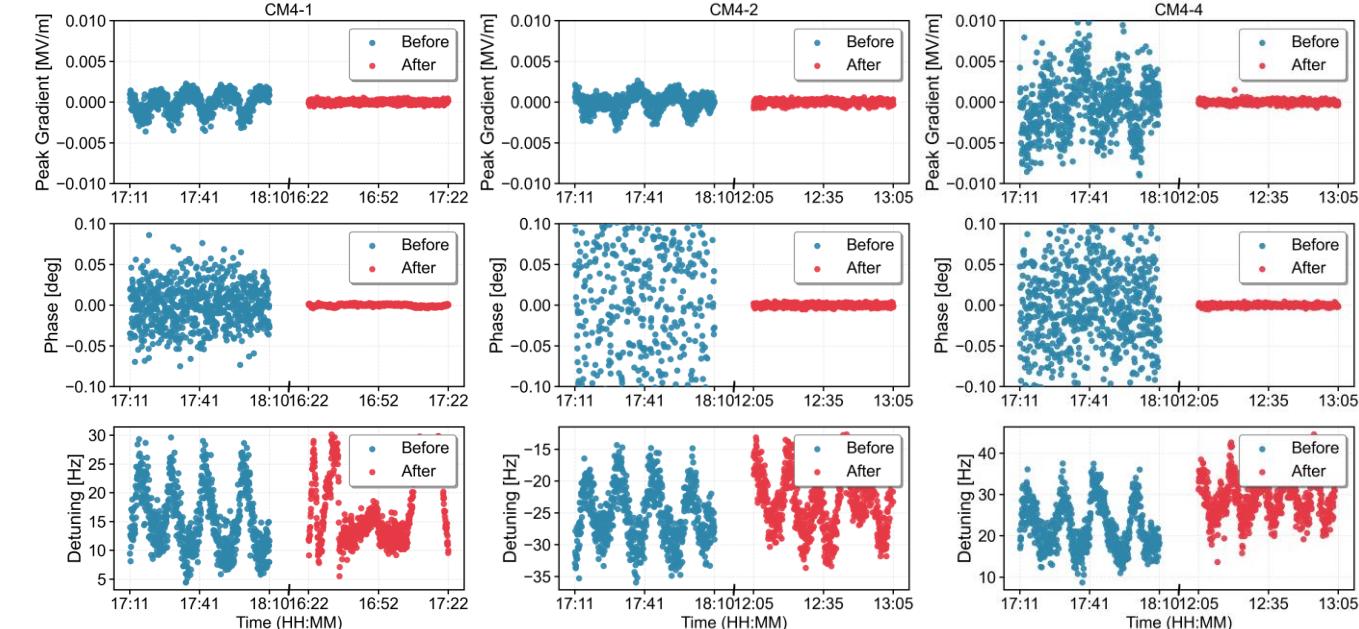
BO方法
两阶段：探索→利用
 J_1 偶尔波动较大
系统化搜索
约20次迭代收敛

优化结果展示

优化后参数——脉冲内和脉冲间的稳定性测试：



脉冲内稳定性对比



1小时连续运行的脉冲间稳定性对比

BO与Agent结合

如何兼顾脉内与长期稳定性?

- 使用BO进行多次迭代优化
- 使用Agent评估并筛选满足条件的参数设置

基于对五组PI参数的综合评估, 推荐选用第4组参数 ($KpA=50.06$, $Wa=12855$, $KpP=49.23$, $Wp=10265$), 理由如下:

第一, 通道平衡性最优。该组参数的幅度增益 KpA 与相位增益 KpP 的比值为 1.02, 是五组方案中最接近 1 的, 这种高度平衡的设计能够有效降低幅相耦合效应, 避免因通道失衡导致的长期性能退化。

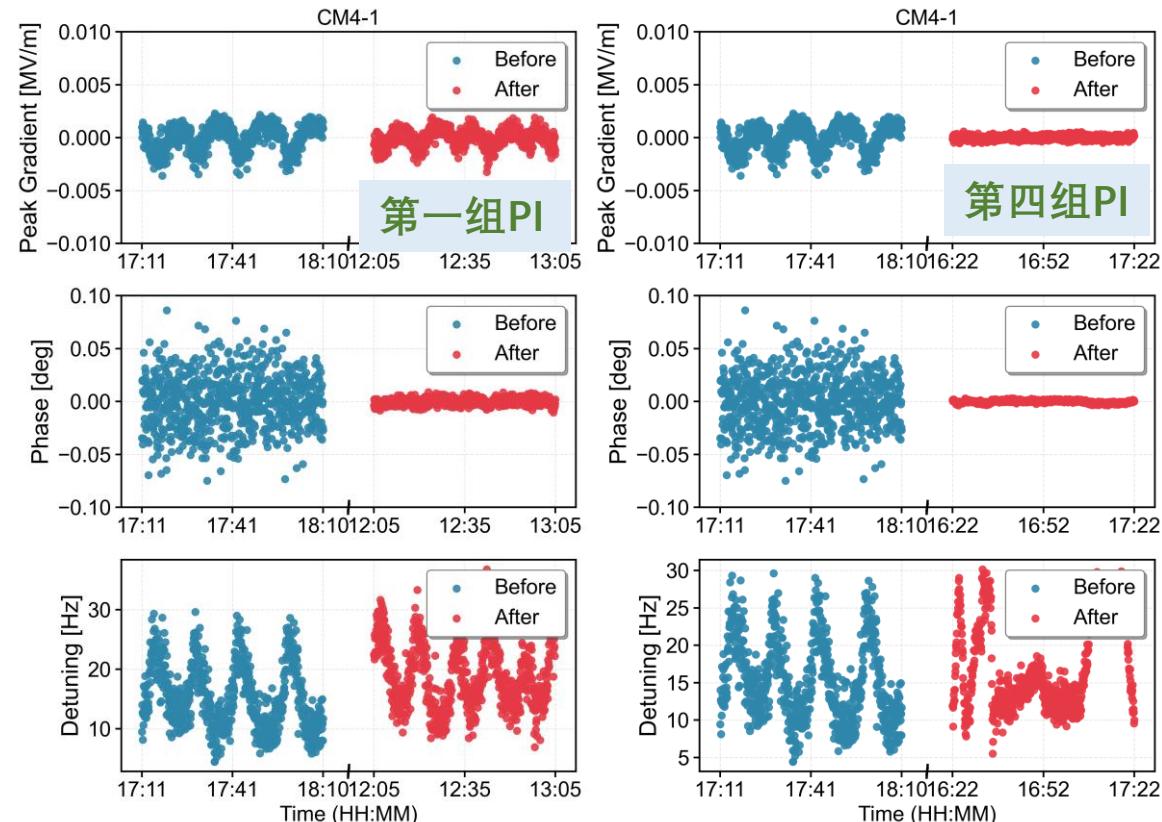
第二, 抗低频扰动能力适中。 $Wa=12855$ 提供了足够的积分作用强度, 能够有效抑制氦气压力波动等低频扰动对腔压幅度的影响。相比第1组 ($Wa=3499$) 积分作用不足的问题, 该组参数在抗扰动方面有显著改善, 同时又避免了过高积分系数可能带来的饱和风险。

第三, 束流位置场稳定性最佳。该组参数的 $rms_end=0.0389$ 是五组中最低的, 表明在束流加载阶段的场稳定性达到最优水平, 直接有利于束流品质的保障。

第四, 参数设置保守, 稳定裕度充足。相比第5组 ($KpA=70$, $Wa=16435$) 的激进配置, 第4组的比例和积分系数均处于适中水平, 为系统应对参数漂移、温度变化等不确定因素保留了充足的稳定裕度。

综上所述, 第4组参数在通道平衡性、抗扰动能力、束流稳定性和稳定裕度四个维度均表现优异, 是长期稳定运行的最优选择。

组别	KpA	Wa	KpP	Wp	rms_start	rms_end
1	43.26	3499	36.54	6693	0.566	0.0396
2	46.28	19926	3.44	25126	0.625	0.0468
3	37.82	14863	12.97	21912	0.661	0.0399
4	50.06	12855	49.23	10265	0.742	0.0389
5	70.35	16435	40.27	9791	0.798	0.0391



CONTENTS

01

● 研究背景介绍

02

● LLRF系统PI自动优化方法

● 基于贝叶斯的PI参数优化方法

● 基于Agent的PI参数优化方法

03

● 总结



总结与结论

- 提出基于LLM的LLRF PI参数优化新方法，首次将大语言模型引入加速器控制参数优化
- 对比BO与LLM两种方法的优化行为、收敛效率与适用场景
- 在HIAF-iLinac完成多腔、多模式（CW/脉冲）实验验证

	贝叶斯优化 (BO)	LLM优化
优化行为	不确定性驱动，系统探索	启发式推理，保守平滑
收敛效率	CW ~12次 / 脉冲 ~20次	CW ~15次 / 脉冲 ~20次
高维扩展	强 (GP建模参数耦合)	受限 (ref: 10.1126/sciadv.adr4173)
计算资源	CPU即可	需GPU支持

- ✓ BO适用于离线、大规模批量优化
- ✓ LLM更适用于在线参数微调、提供透明化的决策
- ✓ 结合BO与LLM可解决长期稳定性问题



谢谢各位老师