



北京大学

PEKING UNIVERSITY

激光加速器中人工智能的初步应用

林晨，王强，郭恩硕，藏梦璇，张宇阳，胡亮，赵明宇，鄢维，
满来福，郭臻，陈可，陈嘉炜，王科栋，颜学庆

北京大学物理学院
北京激光加速创新中心

2025年12月28日



提纲



一 背景概述

二 激光加速中人工智能具体应用举例

三 总结和展望



北京大学在加速器方面的进展

我国第一台加速器中子源



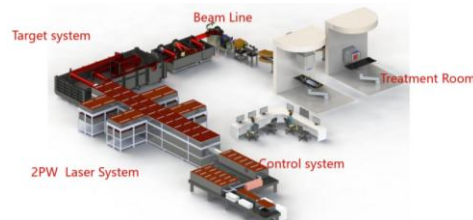
我国第一只国产超导加速腔



世界上第一台1%能散激光离子加速器



第一台激光质子刀



1983



1991

1992

1994

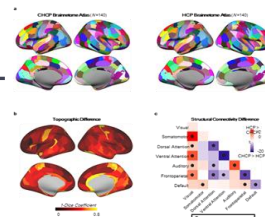


2008



2018

2022



2030

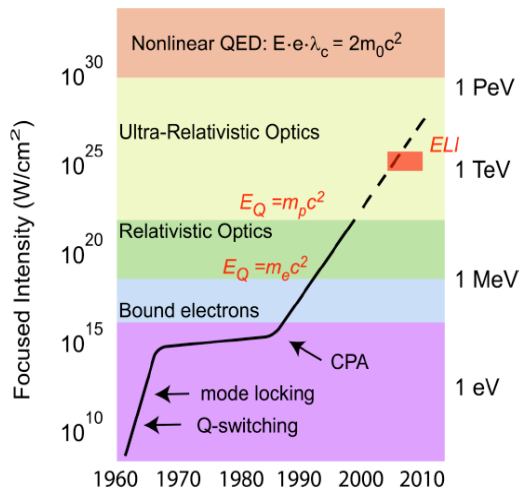
我国第一台4.5兆伏静电加速器

我国第一台加速器质谱计

我国第一只1.3GHz9-cell超导腔

我国第一个中国人脑连接组计划 (CHCP)

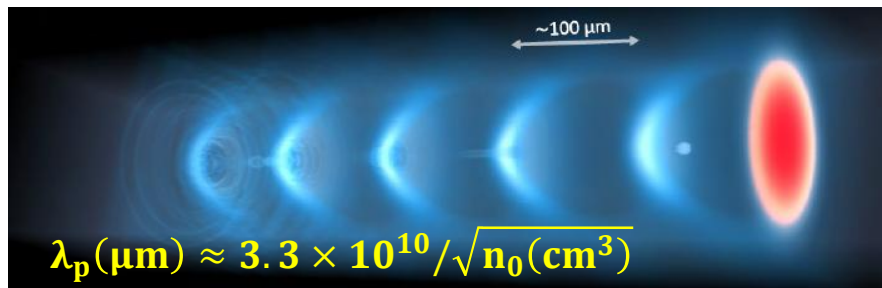
激光尾波场加速电子



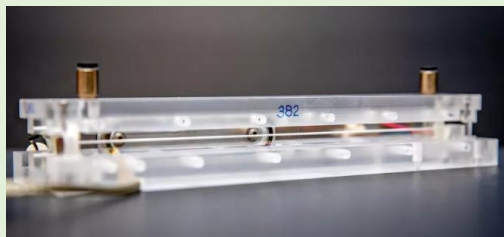
$$E_0 = \frac{m_e c}{e} \omega_p \approx 96 \sqrt{n_0 (\text{cm}^3)}$$

$$n_0 > 10^{18} \text{ cm}^3$$

$$E_0 \sim 100 \text{ GV/m}$$

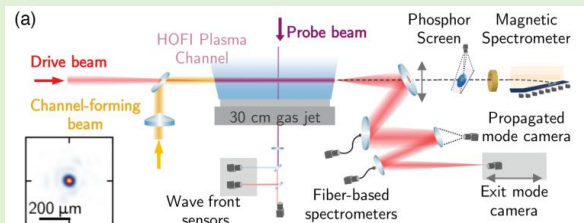


20 cm毛细管 7.8 GeV 电子束



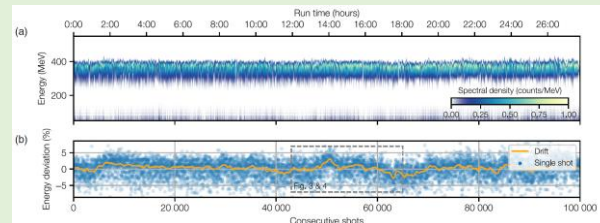
Phys. Rev. Lett.122.084801(2019).

30 cm 等离子体通道 10 GeV 电子束



PRL 133, 255001 (2024)

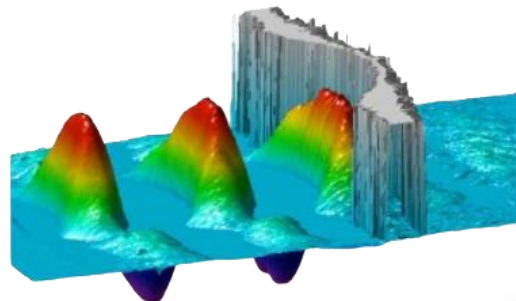
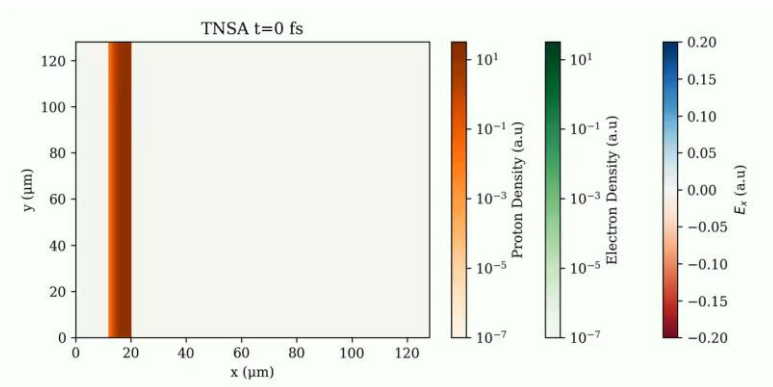
24小时10万发次稳定性证明



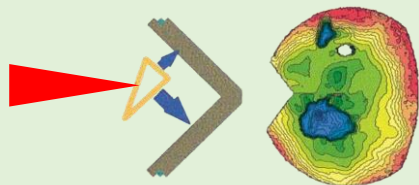
PHYSICAL REVIEW X 10, 031039 (2020)

激光驱动鞘场加速质子/离子

离子不能被激光直接推动，依靠等离子体中电子-离子空间分离静电场来实现加速。
主要机制分为靶后鞘场加速，光压加速和激波加速等。

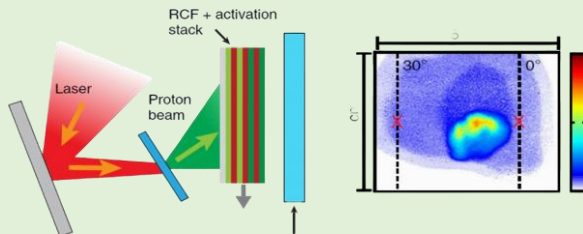


最早观测到靶背方向出射质子束



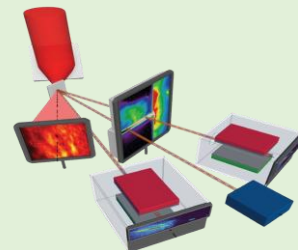
Phys. Rev. Lett. 85, 2945 (2000).

飞秒激光加速质子最高 94 MeV



Nature Communication 9: 724 (2018)

激光加速质子最高 150 MeV



Nature Physics 20, 1211-1216 (2024)



北京大学
PEKING UNIVERSITY

激光加速创新中心



■ 激光加速创新中心:拥有世界上平均功率最高的拍瓦激光器及实验平台



激光加速器运行面临的挑战

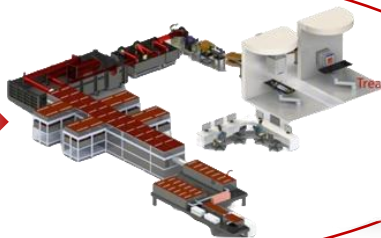
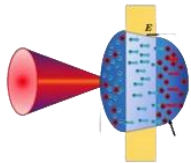
1、系统复杂性

激光等离子体相互作用是强非线性、多尺度、多物理场耦合的现象，解析模型通常局限于低阶近似，无法准确预测复杂激光等离子体系统的行为。

2、计算成本

精确的数值模拟需要巨大的计算资源，限制了其在实时优化和控制中的应用；大型数值模拟中许多物理过程（如电离、粒子碰撞等）只能近似处理。

物理样机
工程样机
产品样机



3. 数据与运维效率瓶颈

实验数据获取速度 / 规模受限，难以及时支撑实验迭代；同时设备异常的人工排查成本高、耗时长，易延误实验进度。

4、信息不完备

诊断数据不完整，需要从有限观测反演关键物理量；测量过程中存在信息丢失，导致问题变得“不适定”（即解不唯一或对噪声极敏感）。

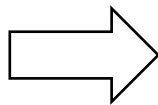


激光等离子体加速研究范式演变

- 实验室环境的 **数字化程度提升**—— 控制系统、数据采集、网络传输等技术的发展，让研究人员能获取海量实验数据（每次实验生成 GB-TB 级的诊断数据），为机器学习提供了数据基础。
- 激光等离子体作用的 **“复杂性”**（如参数维度高、物理过程非线性强），传统人工分析已无法应对复杂数据和多参数优化需求，也推动了自动化数据分析和优化技术的发展。

传统研究模式

传统模式依赖单发实验和百万核时级的数据模拟，参数探索有限，难以处理强非线性、多尺度、多物理耦合问题。



现代数据驱动模式

现代模式利用高重复频率激光产生海量数据，数据呈现丰富，为机器学习提供了新的应用场景，如提供代理模型降低计算成本，或者解决逆问题提取隐藏信息。



提纲



一 背景概述

二 激光加速中人工智能具体应用举例

三 总结和展望



提纲



一 背景概述

二 激光加速中人工智能具体应用举例

建模与预测

仅基于有限的训练数据($f(x_n) = y_n$), 找到真实值的良好近似 $f^*(x)$ 。

逆问题

给定 y 和 f (或近似 $f^* \sim f$), 确定 x 。

性能优化

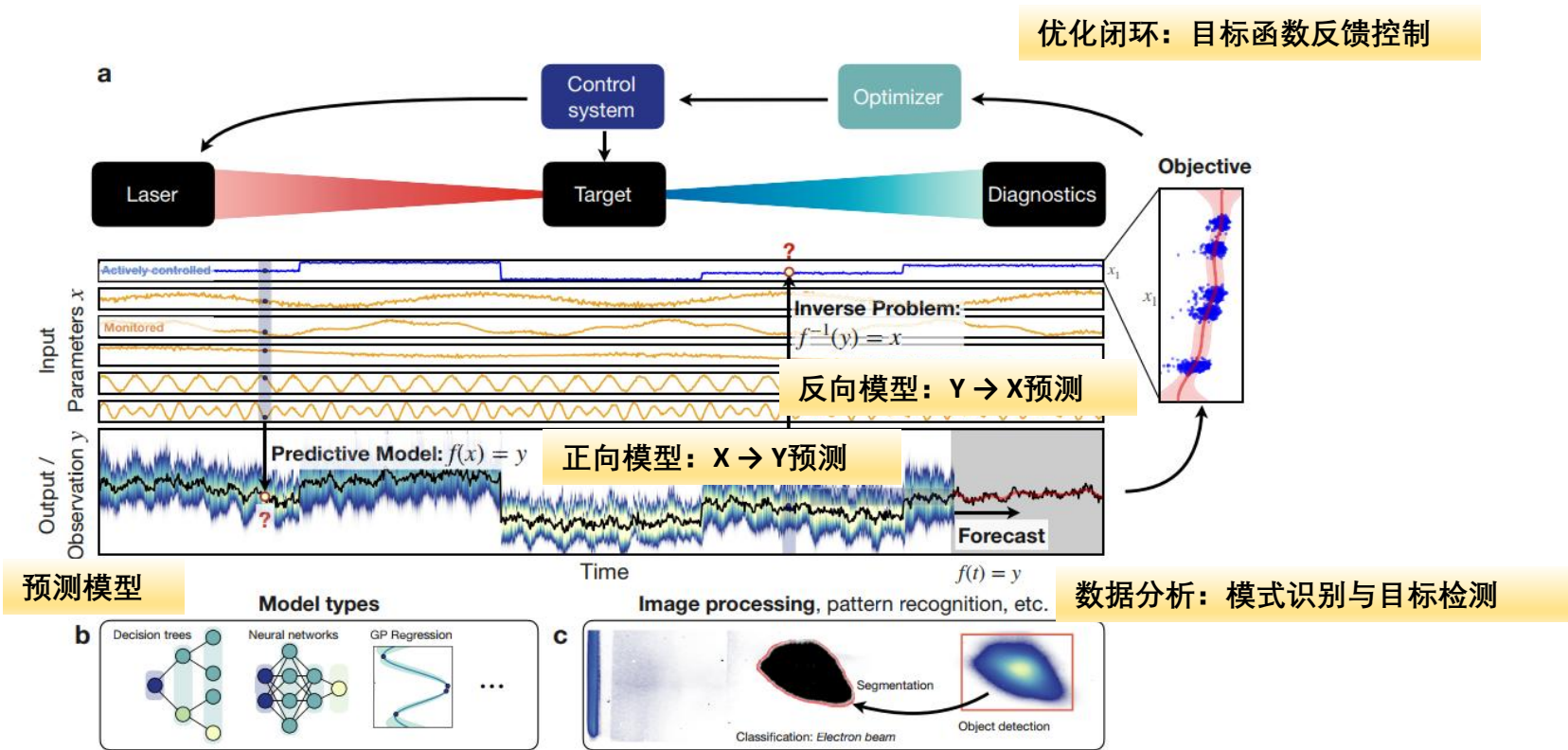
通过调整机器控制参数优化性能——最小或者最大化目标函数。

数据分析

基于无监督学习的数据分析
基于监督学习的图像分析

三 总结和展望

机器学习在激光加速器中应用总览





应用一 预测与建模

激光等离子体加速优化依赖对高功率激光装置的有限访问，或者需要高性能计算才能准确建模相互作用过程，其评估需要耗费大量时间、资金或其他资源。寻找成本相对较低、预测结果可用于深入分析的系统模型（或称为**数字孪生**）具有重要意义。

01

核心问题

给定输入参数 x_n ，预测黑箱函数的输出 $f(x_n) = y_n$ 。其中 y_n 为真实值与随机噪声成分的组合。

02

应用场景

电子束/质子束能量预测、电荷预测、辐射产额预测、稳定性预测以及模拟结果加速。

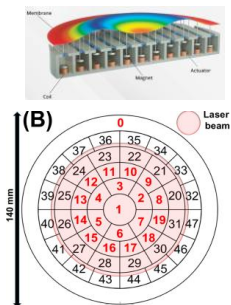
03

建模方法

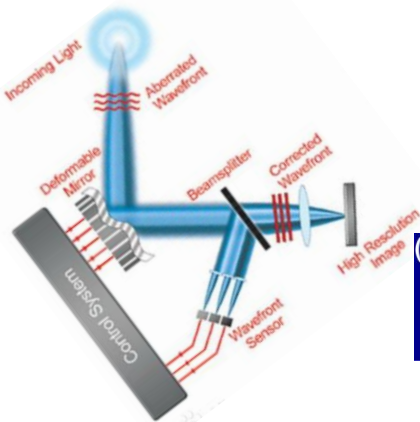
经典插值、回归，概率模型、高斯过程、神经网络，物理信息网络。

应用一 预测与建模：深度学习实现激光波前优化

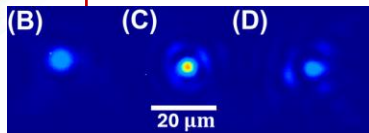
一、促动器电压设置 (V1...V37)



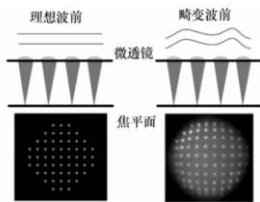
二、可变 形镜 调节 改变 波前



五 进一步的分析和校正



三、Shack-Hartmann 波前传 感器通过测量每个微透镜的 波前斜率来重建整体波前

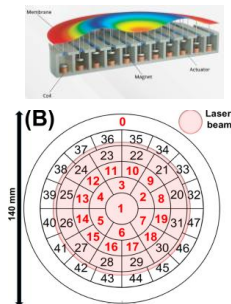


四 使用Zernike分解算法将波前畸变分解为 Zernike多项式

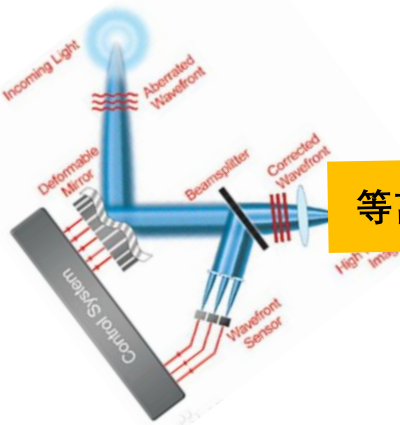
- Z0: 整体相位偏移, 不影响波前质量
- Z1 Z2倾斜 (Tilt): 波前在两个方向上的倾斜
- Z3焦距 (Defocus): 波前的聚焦程度。
- Z4 Z5散光 (Astigmatism): 在两个主轴方向上的不对称
- Z6 Z7彗差 (Coma): 波前的不对称畸变
- Z8球差 (Spherical): 波前的整体非线性畸变

应用一 预测与建模：深度学习实现激光波前优化

一、促动器电压设置 (V1...V37)

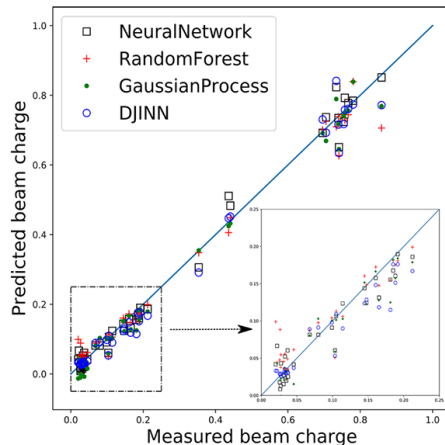


二、可变镜调节改变波前



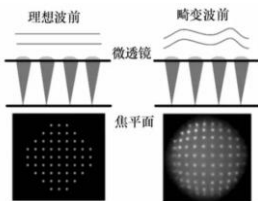
等离子体 电子

闪烁屏



四 解析Zernike多项式 解析加速电子束的能量/电量信息

三、Shack-Hartmann 波前传感器通过测量每个微透镜的波前斜率来重建整体波前



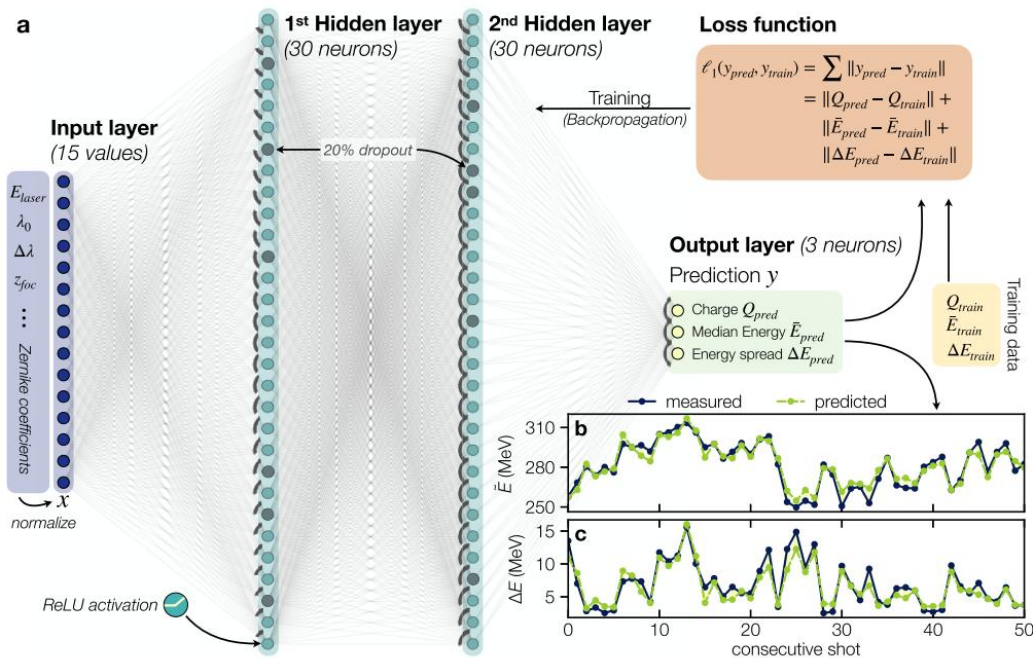
模型训练：随机森林 (Random Forest)
深度神经网络 (DNN)
深度联合信息神经网络 (DJINN)
高斯过程 (GP)



应用一 预测与建模：深度学习实现加速结果预测



通过使用15个输入神经元、两个隐藏层（每层30个神经元）和一个输出层（3个神经元），模型能够准确地预测电荷、中位能量和能量展宽。





应用二 逆问题求解

- 在实际中也需要解决“逆问题”——根据已知的 y 和 f （或近似 $f^* \sim f$ ），确定 x 。逆问题本质上描述了物理实验中的测量过程和后续对内在属性的反演过程。
- 逆问题的挑战包括解的不唯一性、信息丢失和噪声。

01

核心问题

输入参数 已知观测值

$$A x = y$$

A算子也被称为仪器响应、
传感矩阵、传递函数等

02

应用场景

X-ray 计算机断层扫 (CT)
激光波前传感
超快脉冲测量 FROG
等离子体诊断
束流诊断。。。

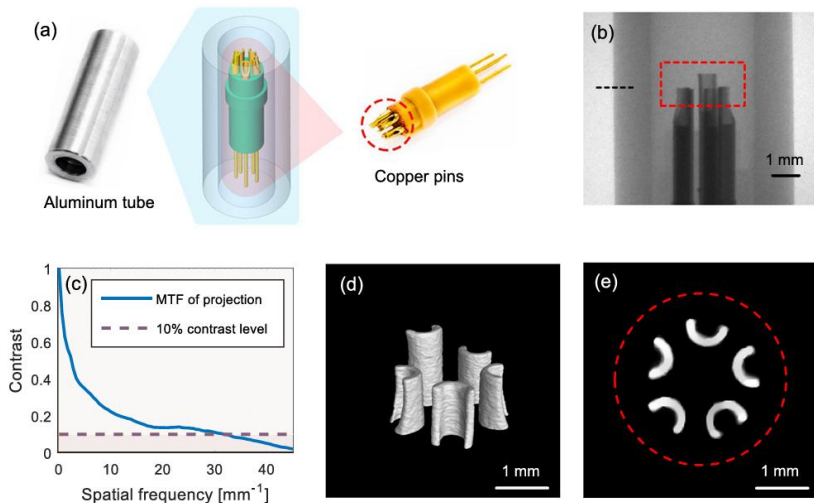
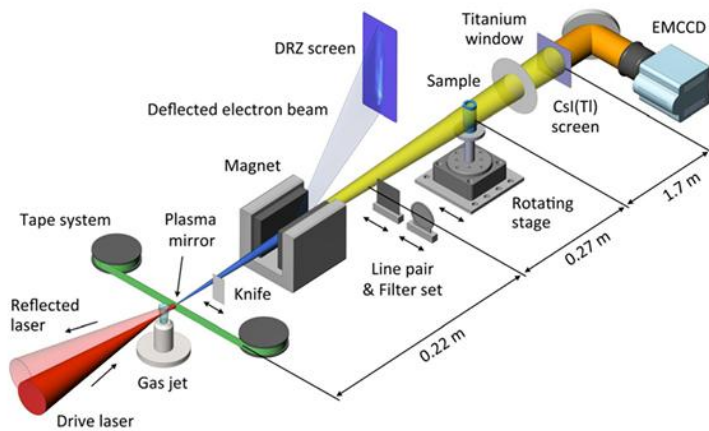
03

建模方法

最小二乘法、梯度下降法、
统计推断（最大似然、贝
叶斯推断）、正则化方法、
压缩感知、深度学习方法
(U-Nets, INN) 。。。

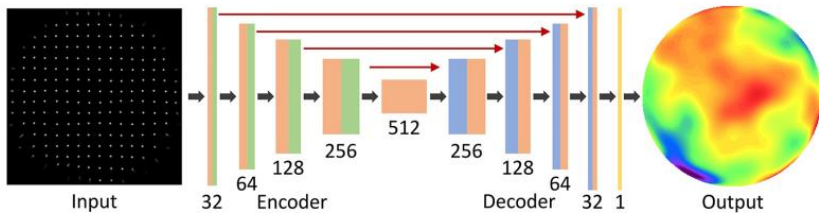
应用二 逆问题求解 基于CS的断层扫描重建

- 全光逆康普顿散射 (ICS) 能够实现高亮度、准单能的 X 射线脉冲。激光加速电子束的微焦点特性使其能够实现高分辨率成像
- 在医学成像等领域，减少X射线的曝光时间可以降低患者接受的辐射剂量，具有重要的实际意义。用全光逆康普顿 X 射线源照射测试物体，仅通过 **31 张投影**，就用压缩感知重建算法恢复了物体的内部结构。



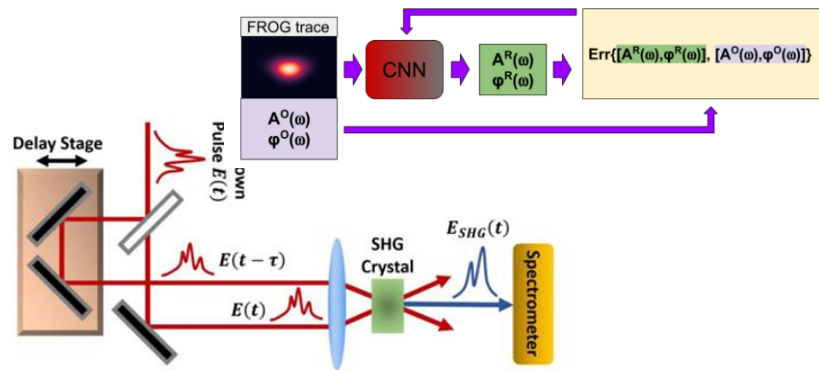
应用二 逆问题求解 深度学习实现激光脉冲重建

- 利用深度学习辅助 Shack-Hartmann 波前传感器进行波前探测。SHWS波前传感器通过测量每个微透镜的波前斜率来重建整体波前。由于质心定位误差和平均波前斜率的计算限制了其精度；波前斜率测量过程较为复杂，且无法充分利用光斑强度分布中的信息。
- 利用ResU-Net强大的特征提取能力、无需质心定位、斜率测量等中间步骤，直接从光斑强度图案高效提取多尺度特征，对复杂波前的探测精度更高、鲁棒性更强。



Lejia Hu et al., Opt. Lett. 45, 3741 (2020).

- 基于卷积神经网络的SHG-FROG光谱图飞秒脉冲重建方案。训练数据为计算机模拟的FROG 光谱图，包含振幅和相位完整信息的光谱域复场作为标签。
- 无需人工预处理，毫秒级同时重建振幅和相位，适应复杂脉冲数据场景。



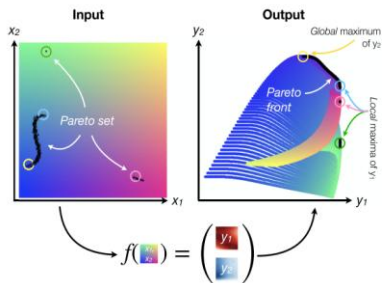
István Tóth et al., Photonics, 10, 1195 (2024).

应用三 激光加速智能优化

- 目标函数不清晰、输入维度高、参数多且耦合、评估成本高、发次有限/ 模拟耗时久、测量噪声高，以及设备安全限制。
- 目标存在冲突性：束流电量高→能散大 能量高→加速距离受限。

01

目标：帕累托前沿



02

算法标准

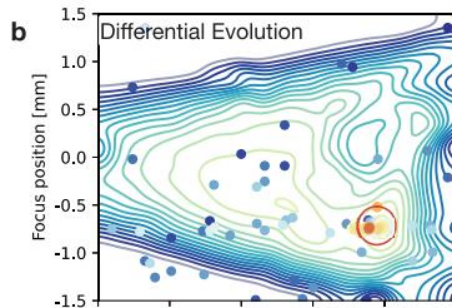
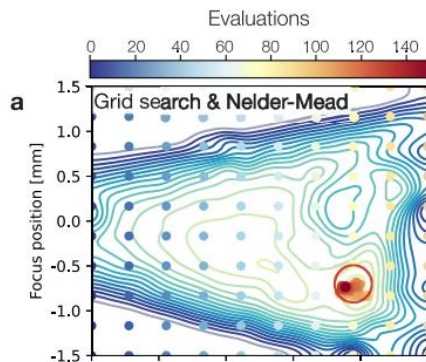
多目标支持
噪声鲁棒性

03

优化算法

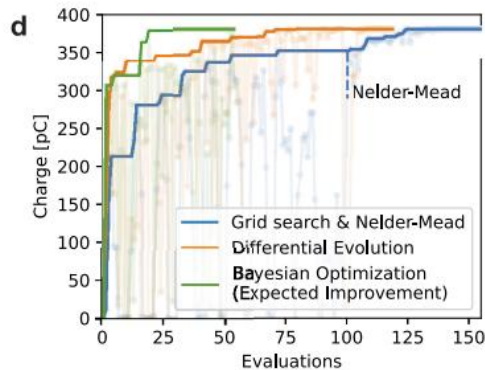
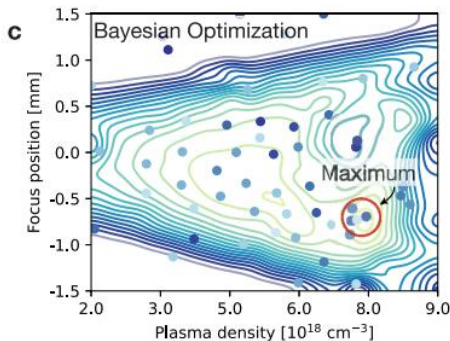
网格搜索、随机搜索、拉丁超立方采样，基于梯度方法，遗传算法、**贝叶斯优化**，**强化学习**。。。

(a) 首先进行网格搜索，然后在找到的局部最优解附近使用下山单纯形法进行局部优化

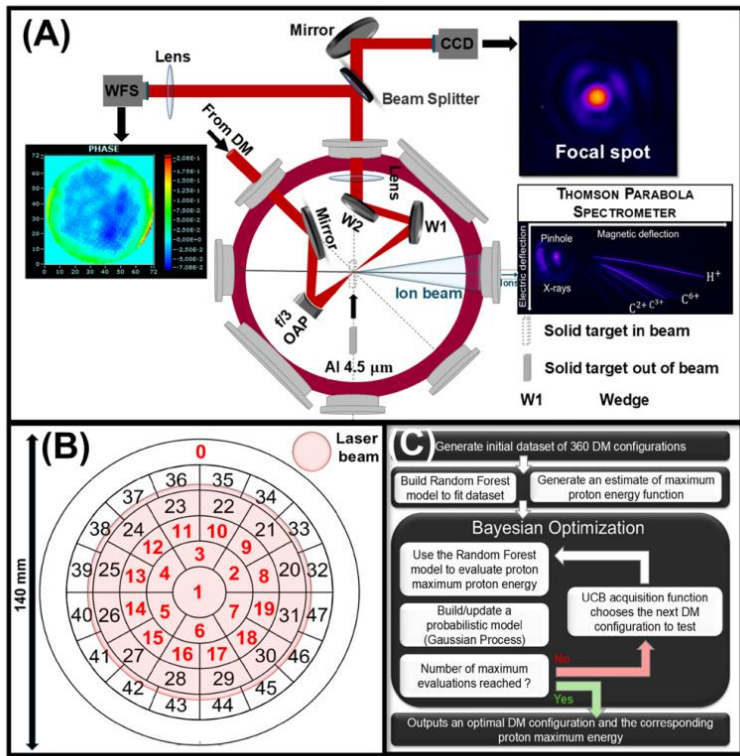


(b) 差分进化算法在找到最大值后开始探索，而进化算法则倾向于围绕当前找到的最优值进行开发。

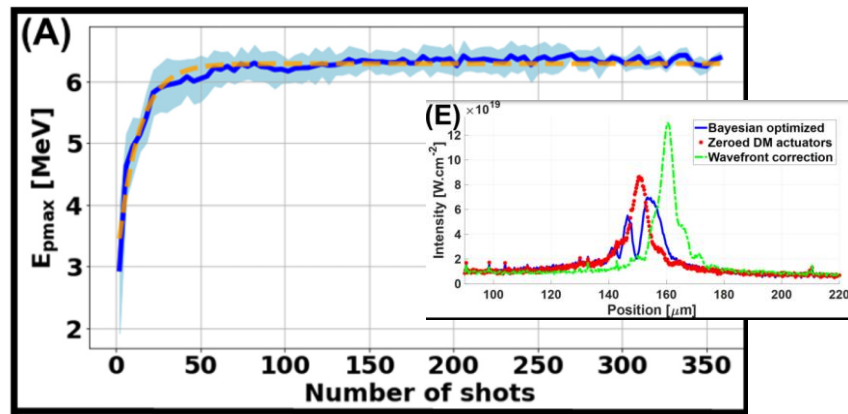
(c) 贝叶斯优化需要的迭代次数最少。



应用三 贝叶斯优化激光质子加速能量



利用多步随机森林代理辅助贝叶斯优化方法，实现对可变形反射镜的自适应控制。从零位可变形反射镜驱动器电压开始，仅使用 48 个驱动器中的 20 个，通过不到 150 组实验数据样本便确定了最优配置。该方法比传统波前校正技术的性能高出 24%。



张旭 北京大学 报告

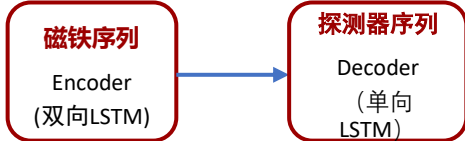
束流动力学代理模型 (提高仿真速度)

● 痛点与目标:

传统束流模拟软件 (TraceWin, Elegant, MADX等) 模拟耗时长, 难以实时预测。

● 核心方法:

建立基于编码器-解码器架构的序列到序列模型。



● 成果:

精度和泛化能力优于基线模型MLP。

支持NSGA-II等多目标自动优化, 缩短束流动力学优化时间。

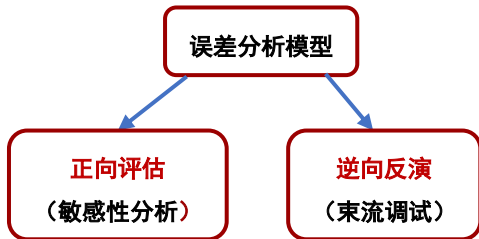
误差分析代理模型 (评估系统鲁棒性)

● 背景:

引入真实运行条件下 (即各类误差) 的加速器状态, 进行束流动力学建模。

● 误差项建模:

静态误差 (均匀分布) + 动态误差 (3σ 截断高斯分布)。



● 应用价值:

确定误差容限, 指导束流调试。

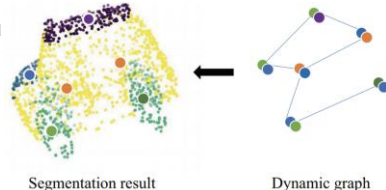
束流相空间重构 (反演入口束流信息)

● 挑战:

激光加速出的质子散角大、能散大, 束流品质的优劣直接决定能否进行后续传输。

● 核心方法:

建立基于ASA-PSR自适应结构感知方法重构出

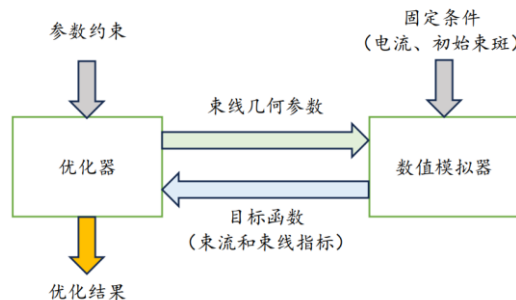


● 优势:

反演出入口束流信息, 可用于动力学模拟。该方法较MLP模型收敛更快、保真度更高。

应用三 贝叶斯优化等离子体束流调控方法

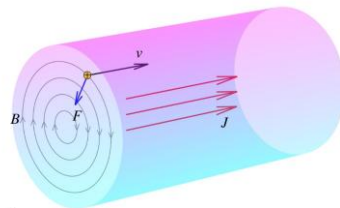
北京大学团队首次总结并验证主动等离子体透镜（APL）束流动力学原理，提出变半径 APL 设计，最大化磁场区域利用率。该方法为下一代紧凑型粒子加速器与束流装置的高性能、小型化设计提供了新思路，适用于激光加速器，缪子对撞机、紧凑型光源等前沿装置。



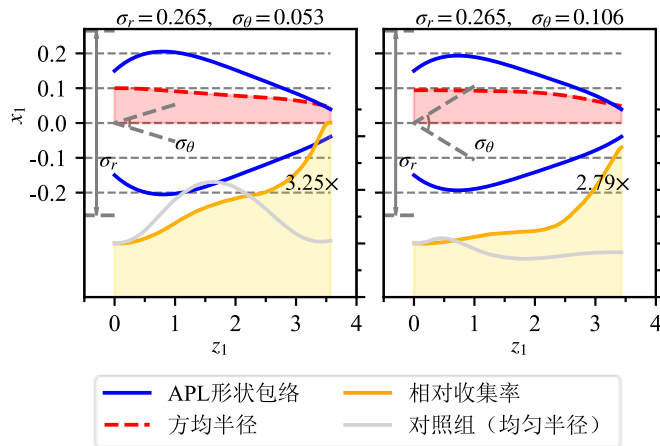
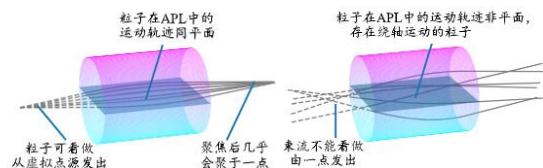
满来福 北京大学

物理约束 + ML 形状优化方法，最大化束流收集效率

- 引入贝叶斯优化，高效探索高维参数空间
- 处理非线性效应，结果鲁棒性和适定性强，微扰不敏感
- 导出 APL 的自相似解，提出与应用跨尺度 Scaling Law



小/大发射度束流APL聚焦比较





强化学习：动态和不可预测系统中实现控制和优化

强化学习方式：训练一个智能体，智能体通过不断和环境交互获取反馈，来更正策略，使最终策略达到好的效果

构建环境

- 状态：涉及到所有的设备参数
- 动作：将要赋值的设备A参数
- 状态转移逻辑：当前状态下采取动作为设备A参数赋值后，下一状态将如何变化。
- 奖励：评估当前状态下采取动作的好坏。

构建智能体

- 策略：在每个状态下如何采取动作
- 价值函数：对每个状态下执行动作的价值估计
- 选择算法（DQN/PPO等）

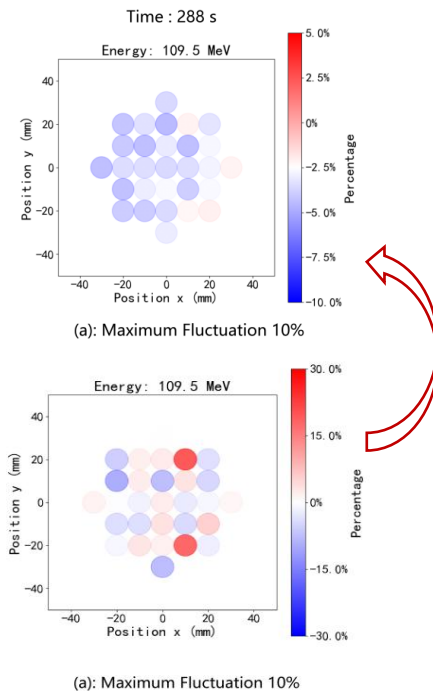
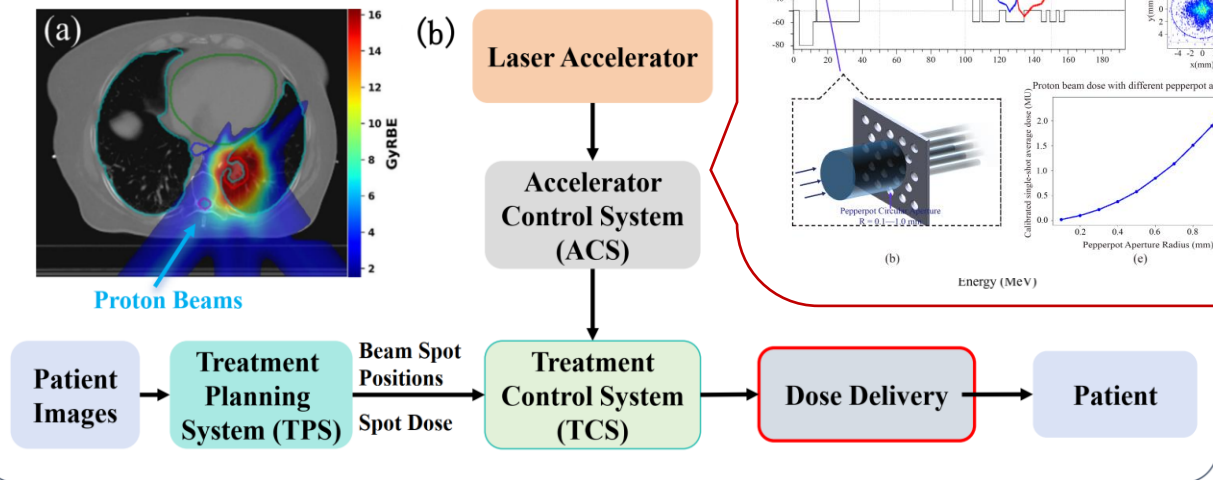
智能体与环境交互

- 通过交互获取训练数据（当前状态，采取动作，奖励，下一状态，是否终止）
- 按照算法根据上述数据进行训练，更新智能体的策略。
- 反复进行上述过程，直到智能体的策略令我们满意

应用三 强化学习优化激光加速质子束剂量沉积

结合强化学习，可以显著提高辐照效率，减少按照计划进行辐照所需的辐照发次。
束流最大波动到达 50%，不稳定性可以控制在3%，所用辐照时间仍然优于标准时长。

利用改变胡椒板大小径实现束流电量的在线调节，同时通过优化算法实现后续束线的优化，保证辐照点位束斑轮廓和分布不变。





应用四 数据分析

- 无监督学习是在不预设结论的前提下，从原始数据中挖掘隐藏规律，发现数据特征之间的内在关系——例如激光能量与等离子体密度的相关性。
- 监督学习多用于分析激光加速实验中常见图像数据：等离子体阴影图、X 射线成像、束流光斑分布等，需要实时的图像识别 / 分类、目标检测和分割。

01

无监督学习

聚类： K-means/GMM，有效信号分离、分类实验/异常检测；

相关性分析： 找出与实验目标强相关的输入参数，发现潜在规律；

降维： PCA/AE，数据压缩、关键参数删选、特征提取、可视化分析。。。

02

监督学习

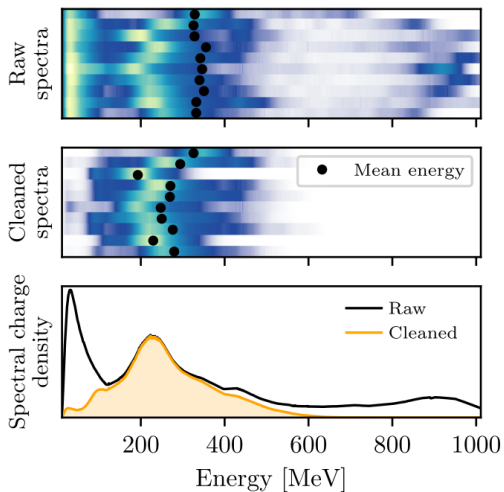
分类： CNN/ResNet/SVM，识别出激光等离子体中各类结构

目标检测： YOLO/Faster R-CNN，识别复杂图像中多个不同特征的目标

分割： U-Net 像素级的标签映射。。。

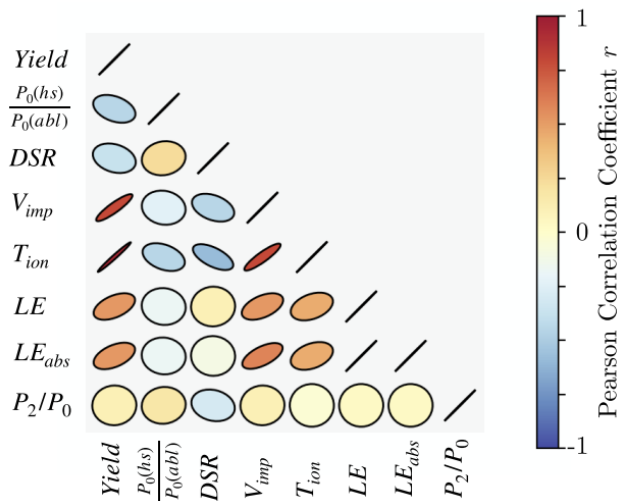
应用四 数据分析 基于无监督学习的数据分析

电子能谱背景区分：使用混合模型（GMM）将谱峰值分离出来去拟合，然后将能谱的每个区间以一定概率分配给某个高斯分布 —— 最终每个分布对应一个独立的峰值。



F. Irshad *et al.*, RPL 133, 085001 (2024)

相关性分析：当有多个参数时（如激光能量、脉宽、等离子体密度、束流能量），相关矩阵能一次性展示所有参数对的相关系数

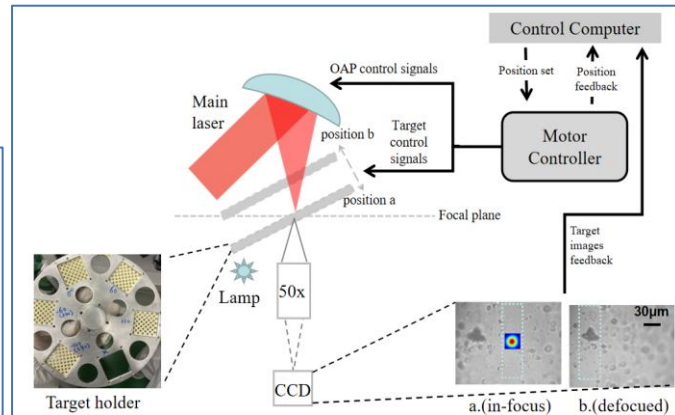
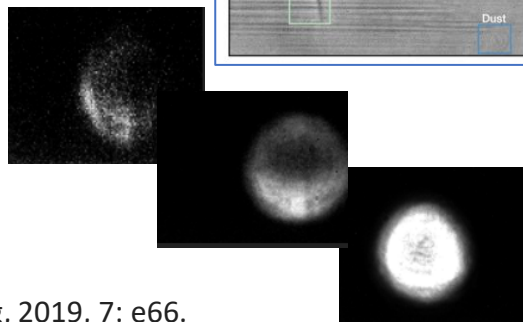
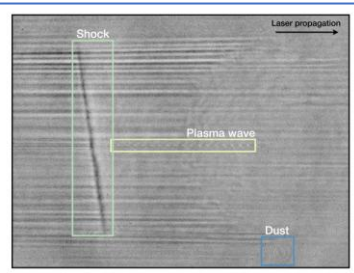
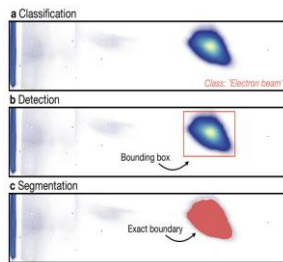


A. Hsu *et al.*, Phys. Plasmas 27, 012703 (2020).

应用四 数据分析 基于监督学习的图像分析

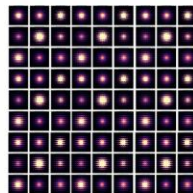
激光加速图像处理：

- 等离子体图像诊断
- 激光光斑异常检测
- 激光参数的快速反演
- 粒子探测器信号提取
- 靶体快速定位
- 实验人员识别。。。



The process for developing neural networks for data analysis is straight-forward

1) Generate LOTS of data



2) Train your NN



3) Never analyze data again



High Power Laser Science and Engineering, 2019, 7: e66.

High Power Laser Science and Engineering, 2023, 11: e7.

Optica, 2018, 5(5): 666-673.

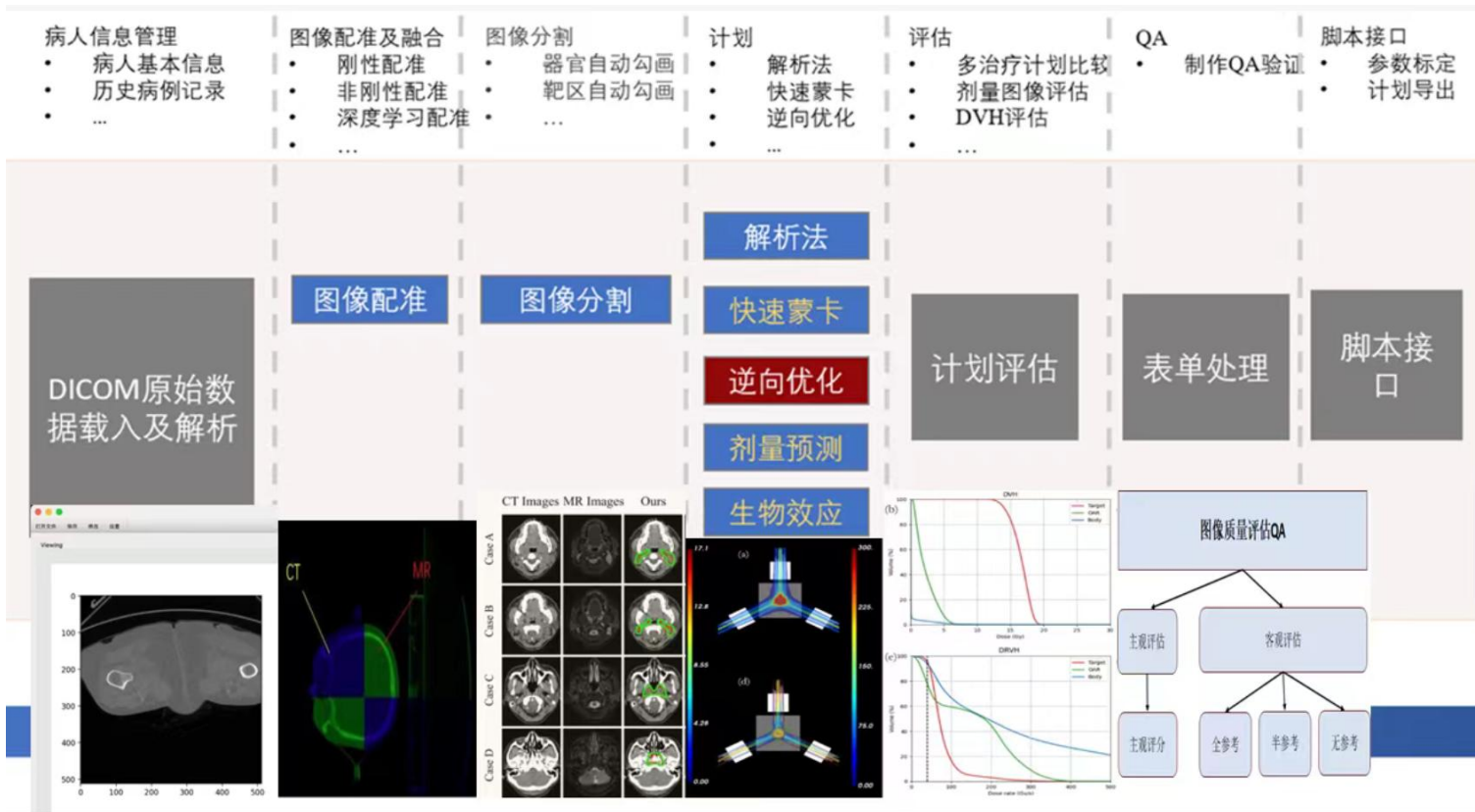
Plasma Physics and Controlled Fusion, 2021, 63(11): 114003.

郭臻，北京大学， Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A 1066 169641(2024) .



应用四 数据分析 质子束治疗计划系统 (TCS)

陈嘉炜 北京大学 报告





提纲



一 背景概述

二 激光加速中人工智能具体应用举例

三 总结和展望



总结



- 激光等离子体加速在近年来取得显著进展，束流质量持续提升，为科研、医学、材料等领域应用奠定基础。
- 激光加速器的优化属于“高成本黑盒问题”。随着实验数字化进程、数据量激增、GPU算例提升，以及实验复杂性提升、以及对自动化技术的需求，机器学习技术在激光加速中的应用变得日益重要且广泛。
- 本报告介绍了机器学习在“建模预测、逆问题求解、加速优化和数据分析”这四方面的初步应用。通过将贝叶斯优化、强化学习与实验装置结合，初步实现了加速参数的实时动态调整。
- 提升数据质量，多模态数据融合，模型可解释性与可信度，以及从模拟验证到实验的迁移落地是核心的关键技术。



衷心感谢，敬请指正！

感谢：

- 北京大学激光质子刀团队！
- 所有合作单位和老师们！