

# 人工智能在核技术领域的应用

焦毅

中国科学院高能物理研究所

2025-11

# 内容

## 一. 核物理与核技术方向介绍

- 加速器等大科学装置介绍

## 二. 人工智能在加速器大装置中的应用

- AI的发展、应用
- 发展趋势、方向

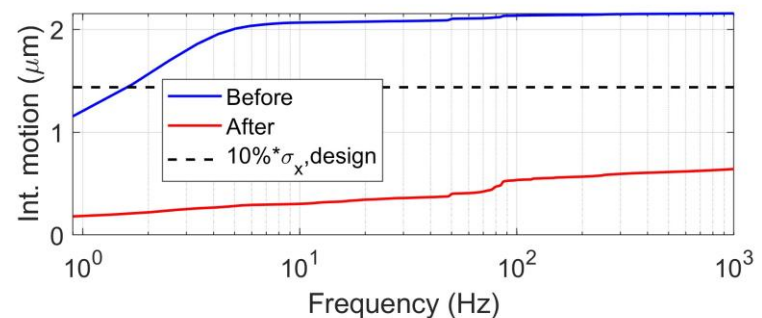
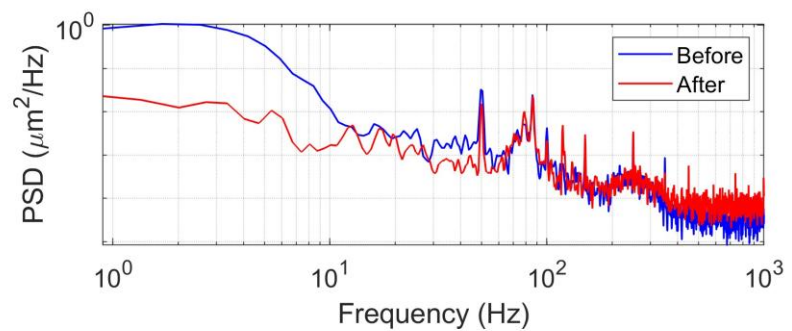
## 三. 总结

# (加速器) 大装置设计与控制：面临新的挑战

- 随着实验目标向着更高能量、更高亮度、更大约束时间和更大等离子体体积方向推进，这些装置的规模、耦合性与动态不稳定性呈现出指数级增长趋势。系统内部不再是少数几个变量主导，而是成百上千个参数相互作用、相互制衡，表现出典型的高维非线性动力学特征。这意味着，**传统依赖理论模型推导与人工经验调控的方式，在许多情况下已难以有效胜任。**
  - 一方面，第一性原理模型虽然具备物理完备性，但其计算代价极高、对初始条件敏感、难以实时求解，无法直接用于反馈控制与快速优化；
  - 另一方面，专家经验具有不可替代的直觉价值，但其获取往往需要数十年深度参与装置运行，且经验难以在复杂多目标情形下无偏移地传递，尤其面临设备升级、物理机制拓展与新运行模式探索时，人工调节不但效率低，甚至可能因为认知盲区而导致偏差放大。
- 传统设计—调试—运行范式正面临前所未有的瓶颈：系统复杂度在提升、实验目标在提升、数据规模在提升，而控制能力却未同步提升；装置的“潜在最佳性能”与“现实可操作性能”之间的差距逐渐拉大，许多装置的可用物理运行窗口明明存在，却因为调试效率、模型精度或操作经验限制而无法被充分开发。
- 换言之，我们正处在一个临界点：**仅依靠经典控制思想和人类经验已经不足以高效驾驭下一代大科学装置。**

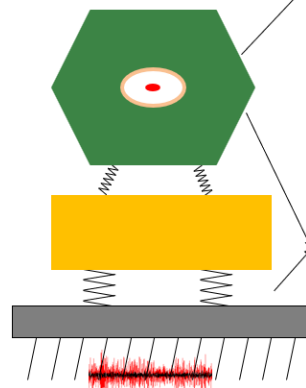
# 挑战1: 系统复杂性与建模困境

- 大型粒子加速器，其运行状态由数百乃至上千个可调参数共同决定，包括磁铁电流、射频腔相位与振幅、真空度、束流位置、强度等。这些参数之间存在高度非线性的耦合关系，导致系统行为极其复杂。一项参数的微小漂移可能通过复杂的传递函数引发连锁反应。例如，一个校正磁铁电源的细微纹波扰动，经过数百米的束线放大后，就可能造成束流轨道的显著偏移，进而导致束流损失上升、实验数据质量下降，甚至对设备造成损伤。

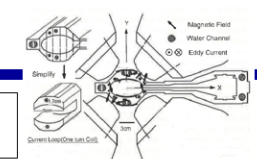


## Potential sources

(Tests conducted from 2024.3-2024.9)  
Courtesy of Fang Yan, Fengli Long



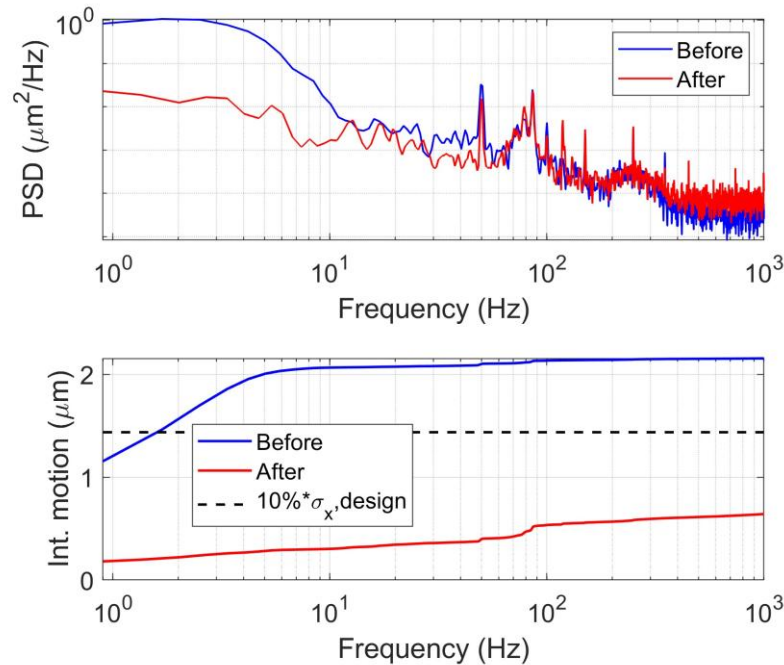
- 可能5-2: 束线前馈线圈的电信号  
排查实验: 抽查6个线圈 (36-72ppm)
- 可能5-1: 抖动通过SC (慢轨道反馈) 校正子磁铁电信号传导至束流  
排查实验: R30周期所有SC校正子及R02/38/45部分SC校正子 (31ppm-99ppm)
- 可能1-1: 京密引水渠的水流影响  
排查实验: 排查了R35-40周期隧道内每个周期地面的振动 (午间20nm以下)
- 可能4: 低温液氮/氮管道抖动及压缩机、泵振动传导至超导腔引起束流抖动  
排查实验: 管道有套管无法测试, 改测腔束管下支撑抖动 (看到40Hz附近峰值)
- 可能3: 某些周期或元件振动异常, 排查了R05、R45周期 (无异常)
- 可能2: 1) 地面的振动被四极类磁铁、FC放大  
2) 冷却水引起四极类磁铁抖动  
3) 冷却水引起真空管道抖动, 切割四极类磁铁磁力线产生的扰动  
排查实验: 测试了R18周期所有四极类磁铁、波纹管连接的10条真空管道开水前后的振动对比情况, BPM、FC的振动 (已完成: 振动均小于25nm)
- 可能1: 束流的抖动通过地基传导, 振源来自于内环动力设施  
排查实验: 内环8个水泵房、12个空调机房附近隧道的振动 (已完成测试, 完成了一部分数据处理: 小于几十nm量级)



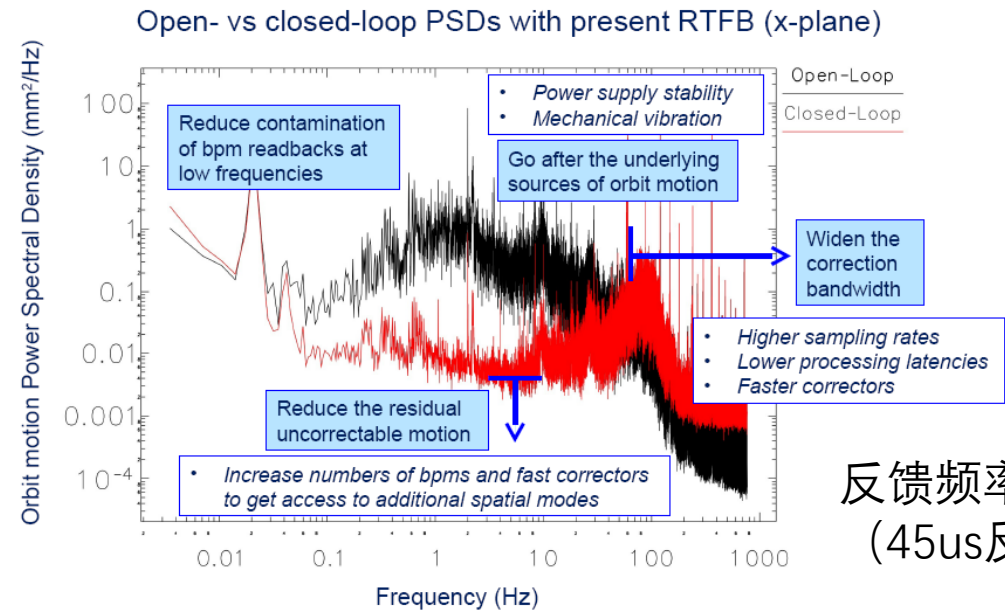


# 挑战2：实时响应与动态扰动的挑战

- 大科学装置的运行环境充满动态扰动和不确定性，要求控制系统具备极高的实时响应能力。加速器设备会受到多种内外部干扰：外部有地面微震、电网波动（50 Hz交流供电纹波）、环境温度湿度变化等；内部有高功率射频器件的相互影响、束流本身对设备的激励反馈等。在HEPS中，为维持粒子束10皮米级发散度和微米级轨道，需要高速反馈系统进行轨道校正，其响应时间要求达到毫秒量级甚至更快。
- 而人工操作的时间尺度通常以秒计，远远无法应对此类快速扰动。在多变量、快时变的情形下往往力不从心，需要操作员持续人工干预，不仅效率低，也难以保证安全裕度。



## TARGETS FOR APS-U ORBIT FEEDBACK R&D IN TERMS OF ORBIT MOTION SPECTRA



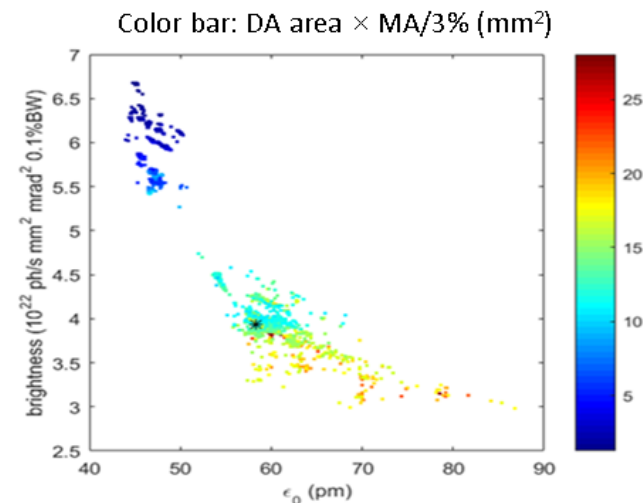
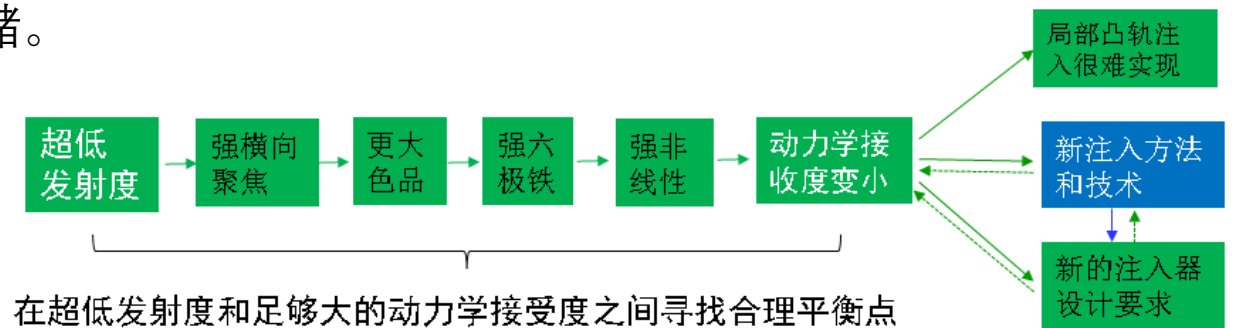
反馈频率220kHz  
(45us反馈一次)

# 挑战3：多目标权衡与优化效率瓶颈

- 大科学装置的设计与运行需要在多个相互矛盾的目标之间寻找平衡，这本质上是一个高维、非凸的多目标优化问题。以粒子加速器为例，需要同时优化如下指标：
  - 束流亮度最大化：以提高对撞产生的事例数；
  - 束流发射度最小化：以减小束斑尺寸、提高实验分辨率；
  - 能量散度最小化：确保粒子能量一致性，提高测量精度；
  - 束流损失最小化：保护设备和探测器，降低辐射本底；
  - 动力学孔径最大化：保证束流长时间稳定存储。

传统上，研究人员通常采用穷举试探或经验加权的方法来寻找折衷参数——这既耗费大量机器时间，又容易陷入局部最优。

当面对高维参数空间时，全面的人工扫描更是难以实现，往往需要数天甚至数周的机器实验（Machine Study）才能找到一个尚可的操作点，而全局最优解常常不在考虑范围之内。



# (加速器) 大装置设计与控制：面临新的挑战

## 系列挑战：

- 系统复杂性与建模困境
- 实时响应与动态扰动的挑战
- 多目标权衡与优化效率瓶颈

# (加速器) 大装置设计与控制：面临新的挑战

## 系列挑战：

- 系统复杂性与建模困境
- 实时响应与动态扰动的挑战
- 多目标权衡与优化效率瓶颈

在上述多重挑战的共同驱动之下，**人工智能（AI）技术的引入成为推动大科学装置持续演进的必然趋势**。AI，尤其是其中的机器学习（ML）与深度学习（DL）技术，具备**天然的高维数据表征能力与复杂非线性建模优势**，能够在无需严格依赖人为简化假设的前提下，从海量运行数据中自动识别规律、提取潜在结构、建立精确的输入—输出映射模型。这一能力恰好弥补了传统基于第一性原理模型和人工经验方法在实际装置运行中日益凸显的适用性与效率不足。

---

- 人工智能 (AI) 简介

# 人工智能

**人工智能**（Artificial Intelligence），英文缩写为AI。它是研究、开发用于**模拟、延伸和扩展人的智能**的理论、方法、技术及应用系统的一门新技术科学。

- ✓ 结构模拟：**机器人学**
- ✓ 功能模拟：以**任务**为核心

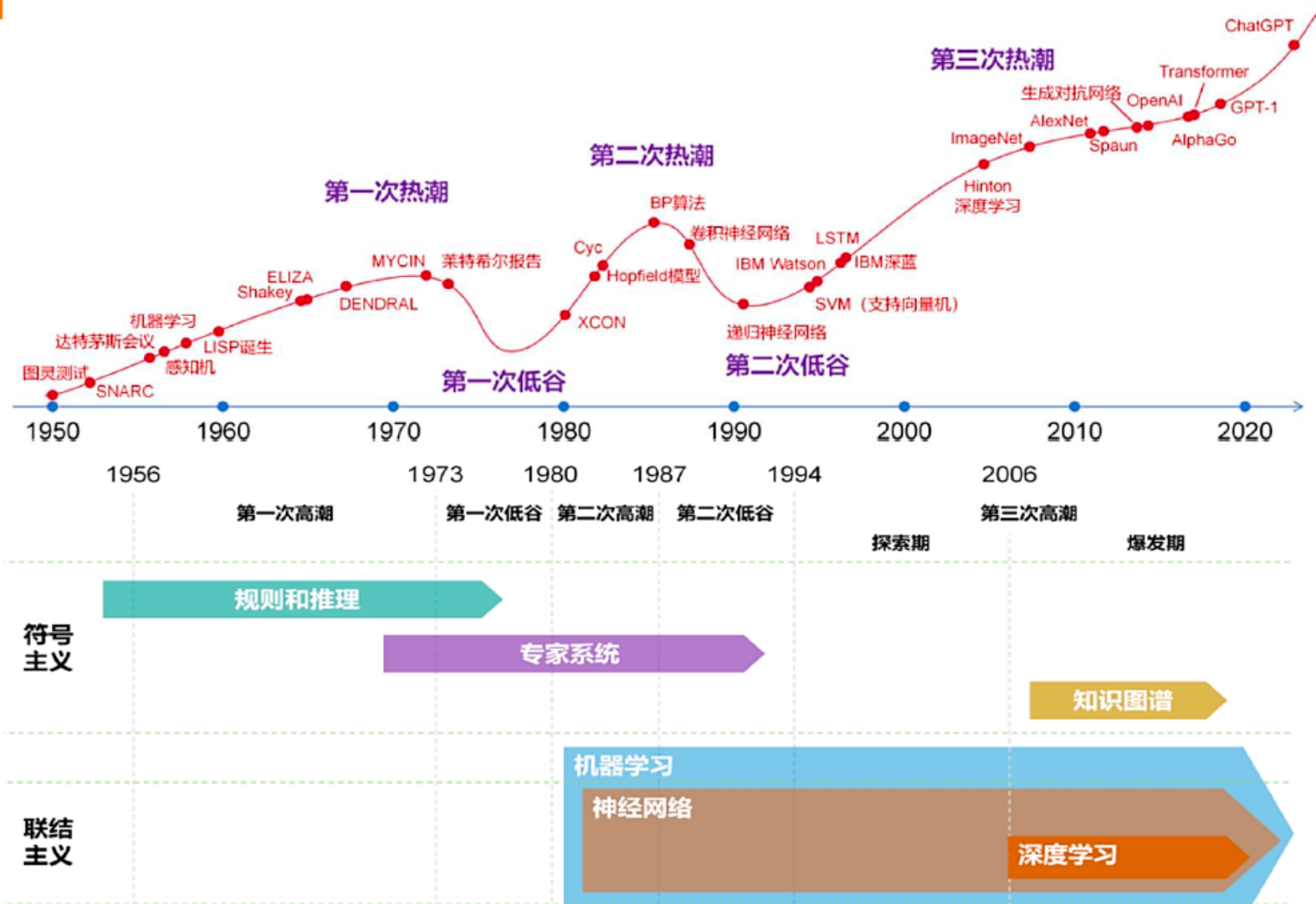
自然语言处理、音频识别、定位跟踪、图像理解、知识推理、数据预测等等



## 人工智能

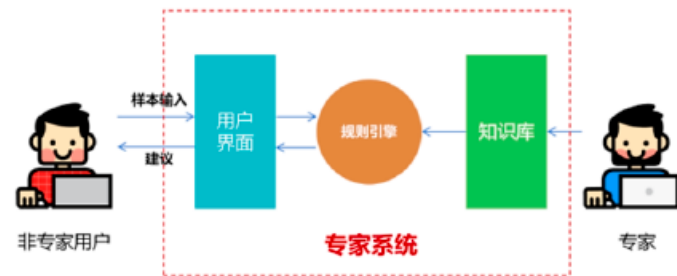
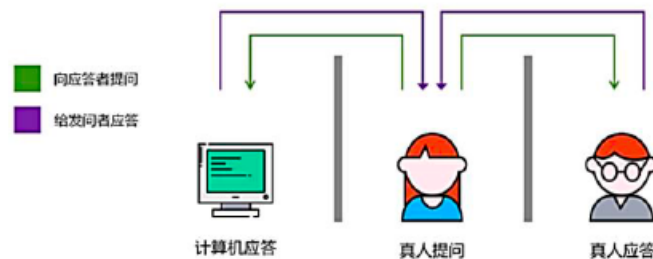
使一部机器的反应方式像人一样进行**感知、认知、决策、执行**的人工程序或系统

# 人工智能的发展历程



## 图灵测试:

多名评委在隔开的情况下, 通过设备向一个机器人和一名人类随意提问。多次问答后, 若超过30%的人不能确定被测者是人还是机器, 那么, 该机具备人类智能。

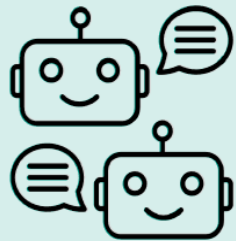


# 人工智能 (AI) 与机器学习 (ML)

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE (AI)

Computers mimic human behaviour

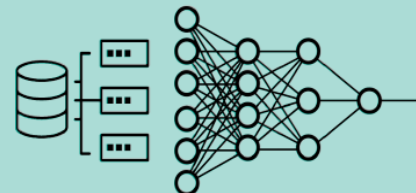
- First chatbots
- Robotics
- Expert systems
- Natural language processing
- Fuzzy logic
- Explainable AI



## Narrow AI

## MACHINE LEARNING (ML)

Computers learn without being explicitly programmed to do so and improve with experience



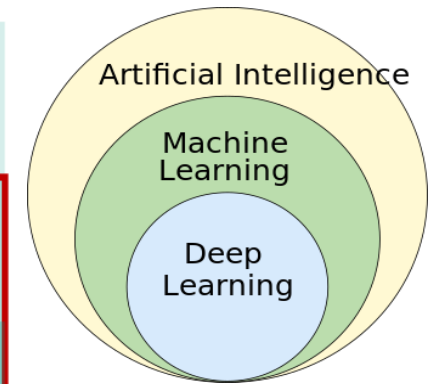
Data + Algorithm

## DEEP LEARNING (DL)

Multi-layered neural networks perform certain tasks with high accuracy



- Speech/handwriting recognition
- Language translation
- Recommendation engines
- Computer vision



DATA



SORTED



ARRANGED



PRESENTED VISUALLY



EXPLAINED WITH A STORY



*How can machine learning help future light source? (Garcia 2023)*

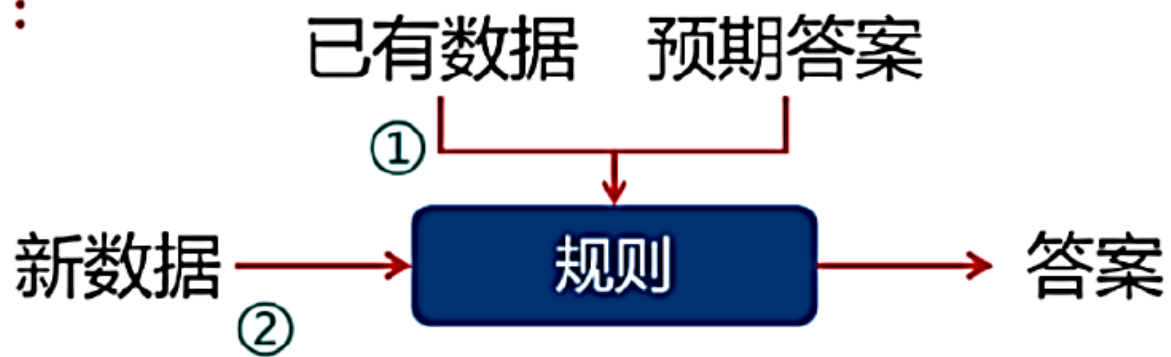
# 机器学习和深度学习

## 机器学习逻辑

传统计算机系统（直接干活）：



机器学习（先学习，后干活）：



# 机器学习和深度学习

## □ 机器学习的类别

机器学习不是一个具体的模型或算法。它包括了很多种类型，例如：

- **监督学习**(Supervised Learning):算法从带有标签的数据集中学习，即每个训练样本都有一个已知的结果。
- **非监督学习**(Unsupervised Learning):算法从没有标签的数据集中学习。
- **半监督学习**(Semi-supervised Learning):结合了少量的带标签数据和大量的未带标签数据进行训练。
- **强化学习**(Reinforcement Learning):通过试错的方式，学习哪些行为可以获得奖励，哪些行为会导致惩罚。

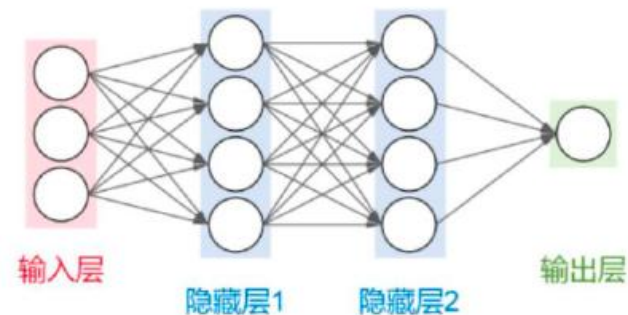
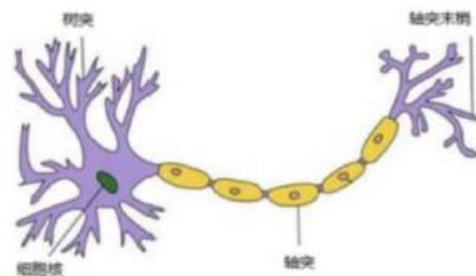
# 机器学习和深度学习

## □ 神经网络

- 神经网络是联结主义的代表
- 神经网络是模仿人脑的工作原理，建立神经元之间的联结模型，以此实现人工神经运算。

人是地球上具有最高智慧的动物，人类靠大脑进行思考、联想、记忆和推理判断。

建立模仿人类大脑的模型



# 神经元

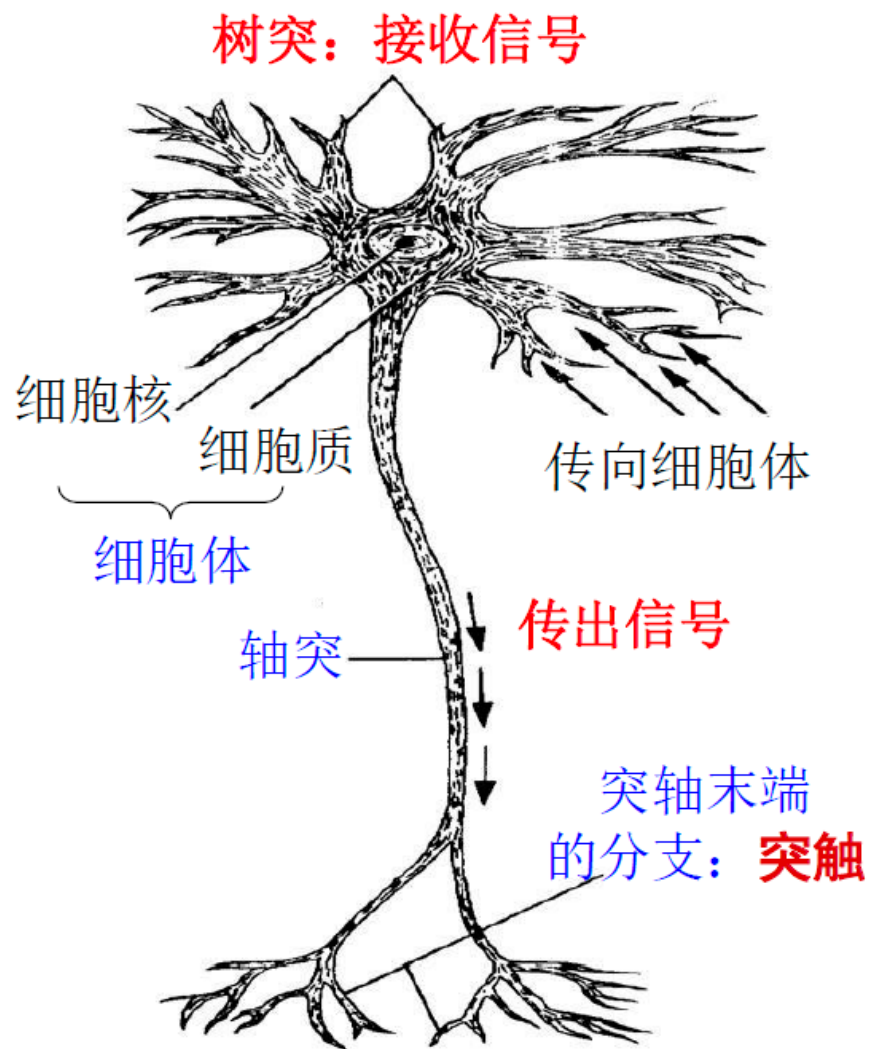
## 生物神经元

### 生物神经元

- ① 神经元间通过突触两两相连
- ② **树突**接收来自多个神经元的信号
- ③ **轴突**根据树突传递过来的综合信号的强弱是否超过某一**阈值**来决定是否将该信号传递给下一个神经元

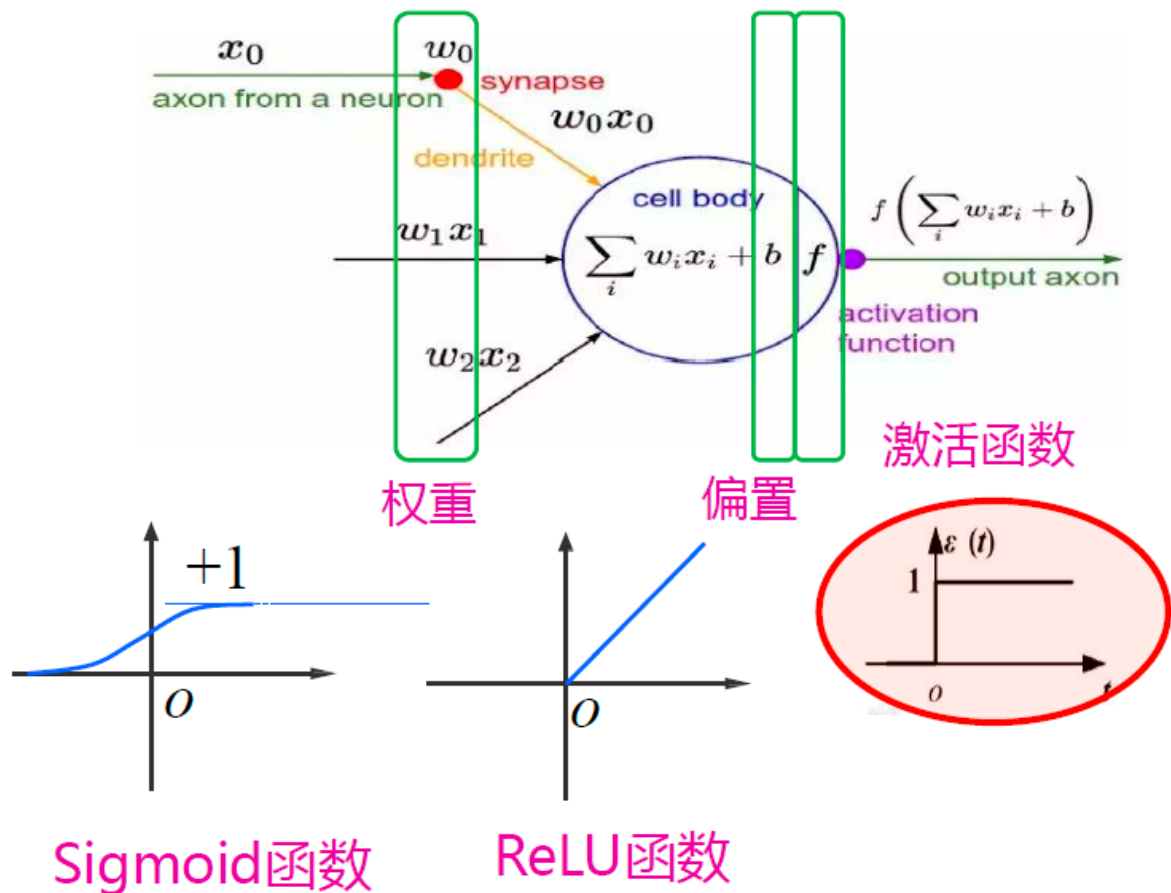
### 生物神经元的启示

- ① 每个神经元都是一个**多输入单输出**的信号处理单元
- ② 神经元具有**阈值特性**



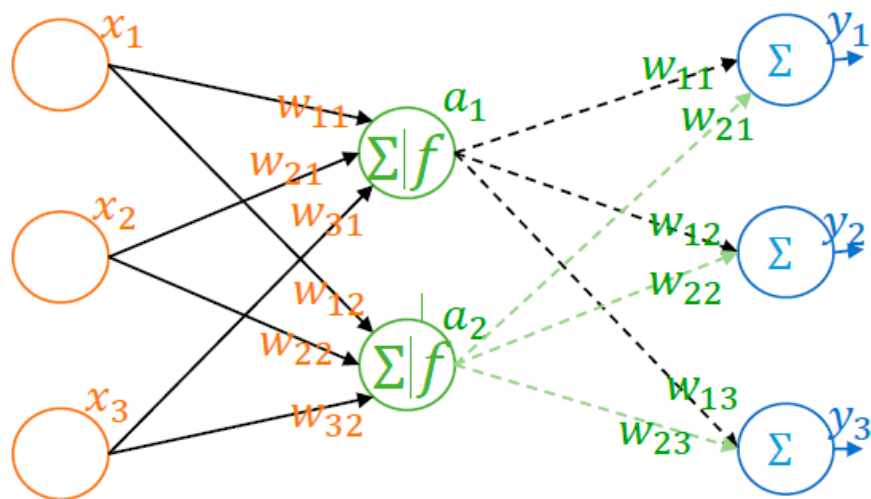
# 神经元

## 人工神经元的数学模型



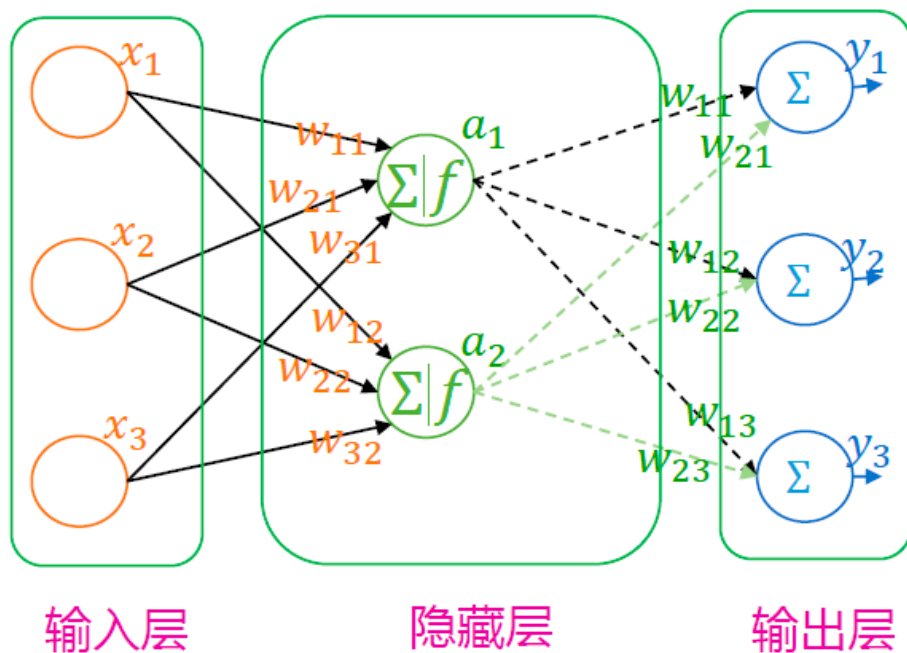
## Problem : 如何连接?

- ◆ 总结: 多对多的关系
- ◆ Input: 多个上层的神经元
- ◆ Output: 多个下层神经元



# 神经元的连接

## 多层神经网络



Problem : 如何连接?

- ◆ 输入层: 接收输入信号的层
- ◆ 输出层: 产生输出信号的层
- ◆ 隐藏层: 同其名: 不直接与外部环境打交道
  - ✓ 隐藏层的层数可从零到若干层

深度学习所谓的“深度”，是指网络中“隐藏层”的层级更“深”

# 机器学习和深度学习

## □ 神经网络的几大经典模型

- 全连接神经网络 (Full Connection, FC)
- 卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)
- 图神经网络 (Graph Neural Network, GNN)
- 循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN)
- 生成对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN)
- Transformer (转换器)

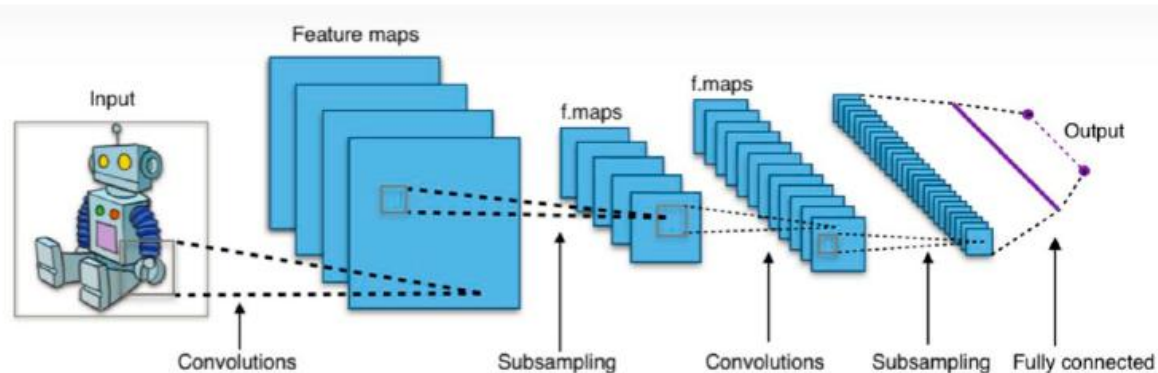
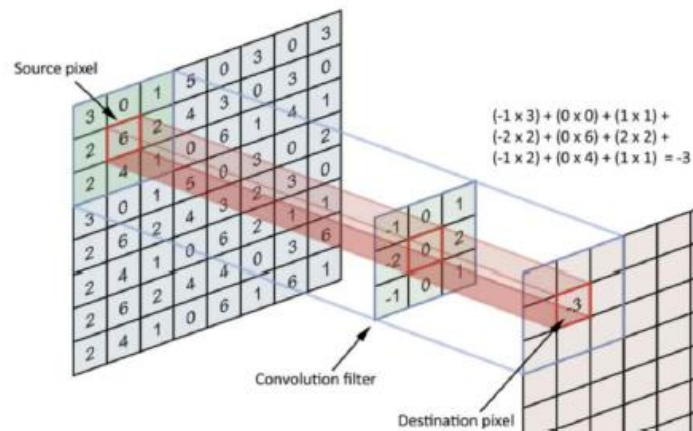
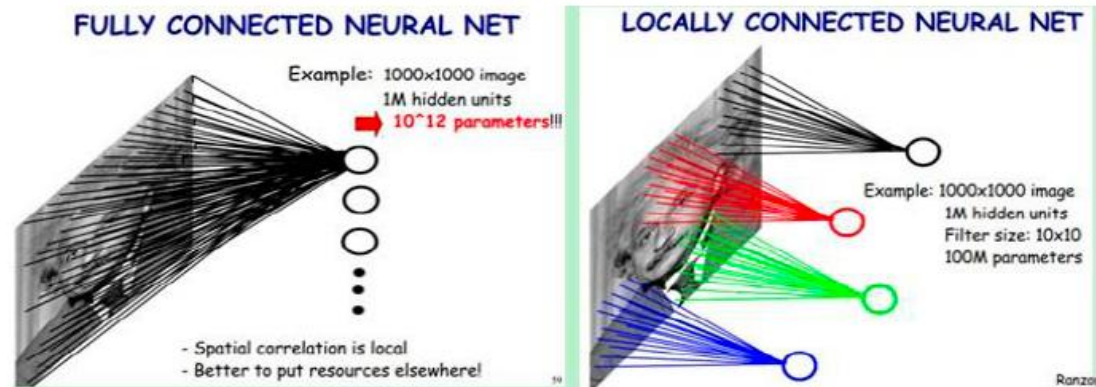
# 典型网络架构

## 卷积神经网络 (CNN)

- ◆ 引入特性：局部连接（图像局部上下文）
- ◆ 输入层：不是向量，而是一个三维数组（图像）
- ◆ 卷积层：对三维数组及其权重的计算方式。卷积核（参数）在通过逐一滑动窗口计算而得
- ◆ 池化/采样层：直接抽样选取极小局部的某一元素作为下一层的元素
- ◆ 黑盒 → 特征抽取的转变

更多经典CNN网络：

LeNet、AlexNet、VGG、GoogLeNet、ResNet



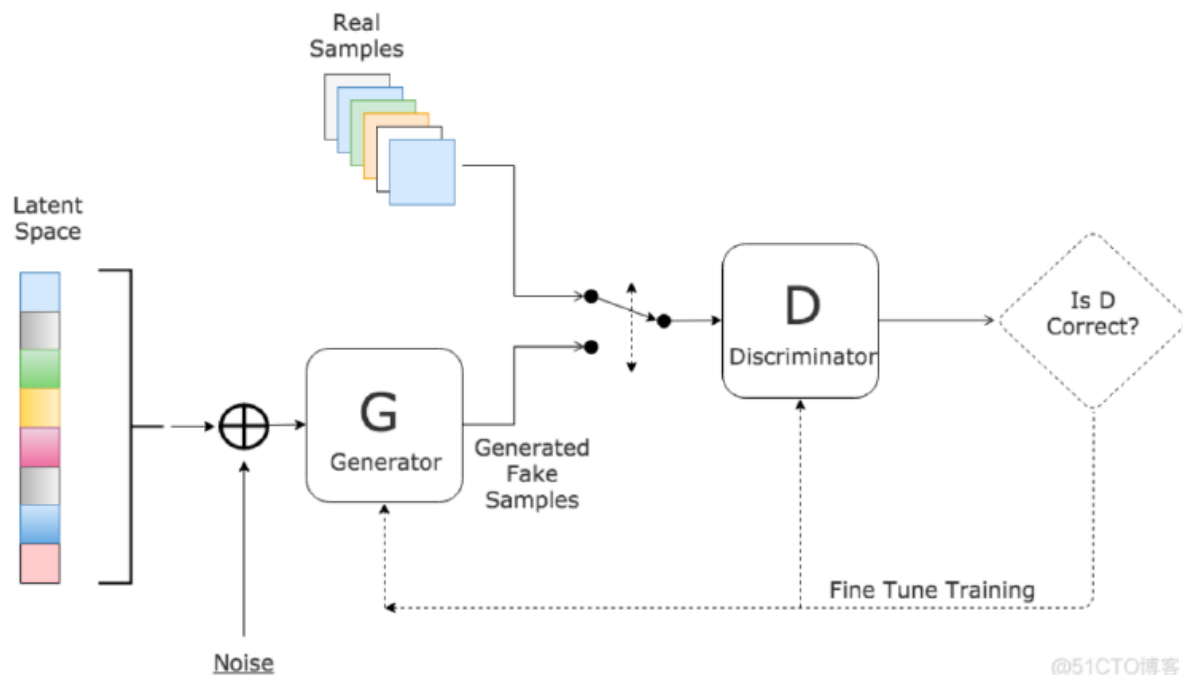
# 典型网络架构

## 对抗神经网络 (Generative Adversarial Network, GAN)

◆ 引入特性：无监督学习

◆ 核心思想：生成对抗网络由一个生成网络G与一个判别网络D组成，通过两个神经网络相互博弈的方式进行学习

◆ 作用：生成式任务，如生成、重建、超分辨率等



@51CTO博客

更多经典GAN网络：

GAN, DCGGAN, WGAN, LSGAN, Style-GAN

# 典型网络架构

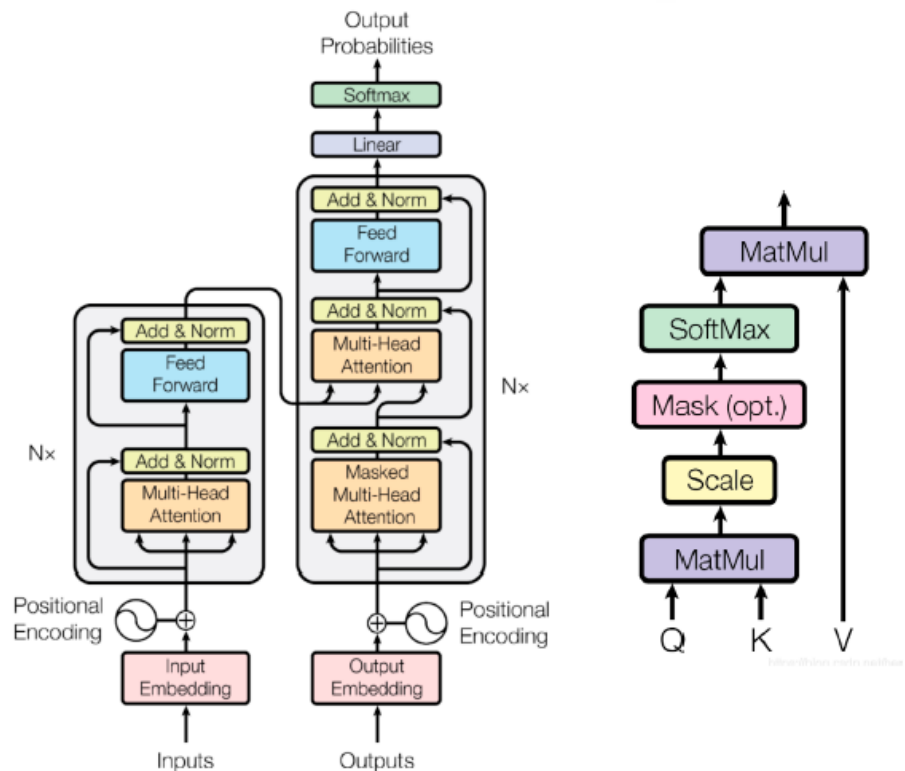
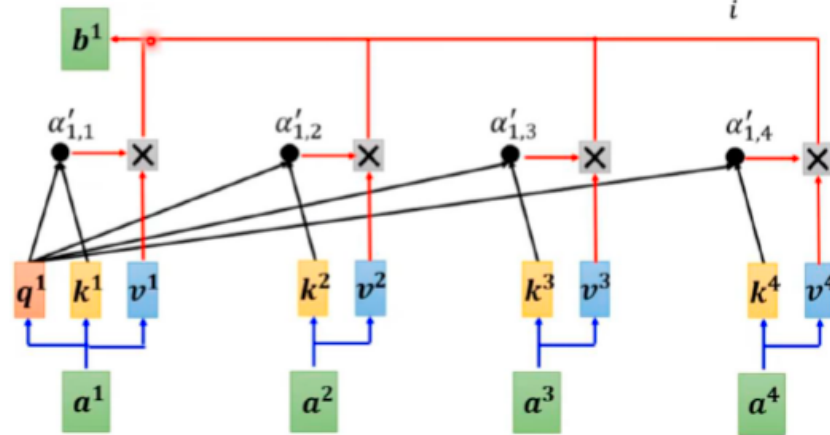
## 自注意力网络 (Transformer)

- ◆ 引入特性：自注意和多头注意力机制
- ◆ QKV：三个矩阵Query, Key, Value
- ◆ QK内积：Q和K中每个向量的相关度
- ◆ Attn：应用相关度对V进行缩放，即注意对V中每个向量的不同重要程度

更多经典Transformer网络：

Transformer, Swin-Transformer, Vision Transformer

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$



## 图像技术

- 图像分类
- 目标检测
- 分割算法
- 人脸与人体识别
- 文字识别
- ...

## 语音技术

- 声纹识别
- 实时语音识别  
(内容、情绪)
- 语音合成
- 智能问答
- ...

## 自然语言处理

- OCR转写
- 情感倾向分析
- 文章标签、分类
- 机器翻译
- 文本审核
- ...

## 科学研究

- 蛋白质结构预测
- 加速分子动力学模拟
- 新冠病毒药物筛选
- 提升气象预报准确率
- 助力育种技术换代升级
- 加速偏微分方程求解
- 加速矩阵计算
- 喷注事例重建
- 加速ALTA模拟
- 识别强子 $\tau$ 衰变
- 实验装置控制
- 快速CT重建
- ...

## AI的优势

- 缓解“维数灾难”，复杂度 $\Omega(n^3) \rightarrow \Omega(n)$

## AI的缺陷

- 可解释性问题
- 小样本问题

# 大模型

## □大模型（Large Model）的定义

- 大模型，是具有庞大参数规模和复杂计算结构的机器学习模型。
- 绝大多数大模型的基础核心结构，都是Transformer及其变体。
- 目前常说的大模型，主要是大语言模型（Large Language Model）

## □大模型的工作机制

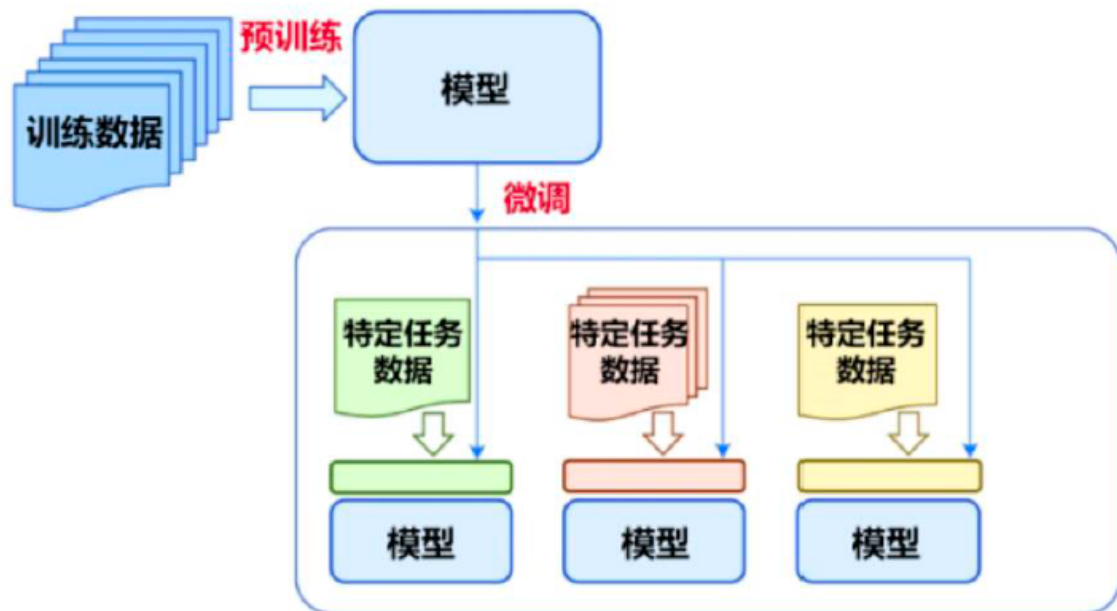
- 大模型在通用性、精度和效率等方面具有显著优势。
- 它可以通过预训练或其它方式，在大型数据集上进行学习。再通过微调，高效处理计算机视觉、自然语言处理等复杂任务。



# 大模型

## □ 预训练和微调

- 预训练：使用大量无标注数据训练语言模型的过程.赋予了模型一定的通用性，适应多种不同下游任务的能力
- 微调：在预训练的基础上，使用标注数据（即特定任务的数据）进一步训练模型，使其适应特定的应用或任务.



# 大模型

## □ 大模型和小模型

| 对比      | 大模型                                | 小模型                                      |
|---------|------------------------------------|--|
| 参数量与规模  | 数十亿乃至数万亿个参数                        | 几百万到几千万之间                                |
| 训练与运行速度 | 训练和运行时间较长，需要更多的计算资源                | 训练和运行速度较快，需要的计算资源相对较少                    |
| 准确性和能力  | 通常能够达到更高的准确率                       | 在某些简单任务上也能达到不错的准确率，但处理复杂模式时可能会受限         |
| 应用场景    | 适用于对准确性和复杂性要求高的场景，如文本生成、对话系统、机器翻译等 | 更适合资源有限的环境，比如移动设备、嵌入式系统等，或者对于实时性有较高要求的应用 |
| 可解释性    | 由于结构复杂，往往难以解释其决策过程                 | 通常更容易理解和解释，便于调试和维护                       |

借助知识蒸馏等技术，大模型的能力可以传给小模型。  
作为样本价值判断模型，小模型可以帮助大模型快速学习。

# 大模型

## 大模型类别

- 语言大模型（以文本数据进行训练）
  - 视觉大模型（以图像数据进行训练）
  - 多模态大模型（文本和图像都有）
- 
- 通用大模型：训练数据集更加广泛，覆盖的领域更加全面。
  - 行业大模型：训练数据来自特定行业，应用于专门的领域



行业大模型

性价比更高

专业性更强

数据更安全

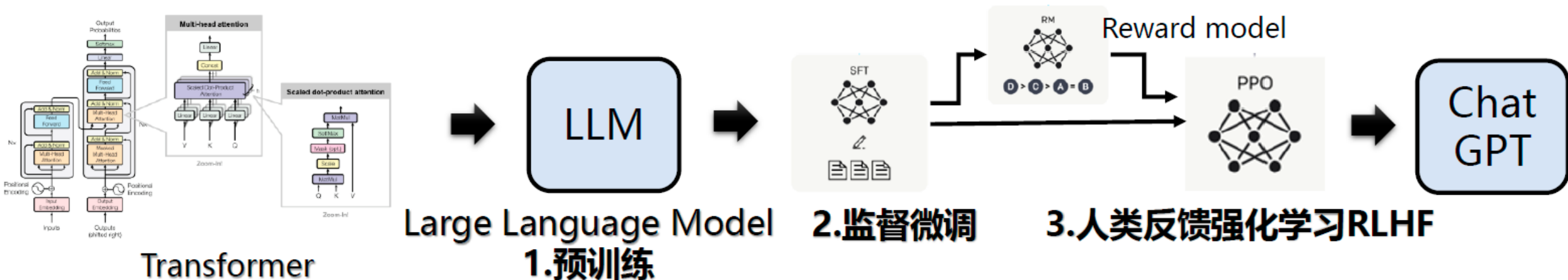
通用大模型

参数规模大

泛化能力强

支持多模态

# ChatGPT的实现原理



本质上, ChatGPT是能“**预测下一个词**”的“词语接龙”模型

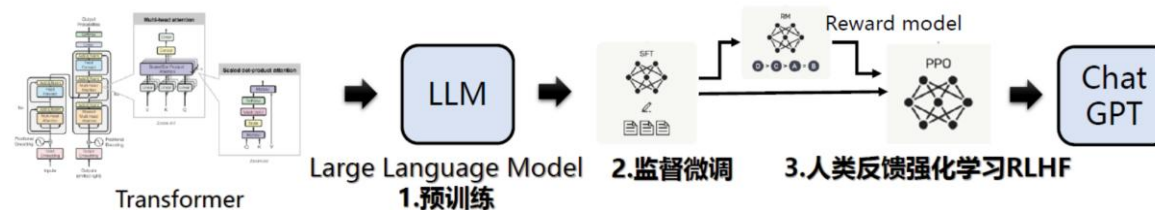
博览群书——训练数据多  
过目不忘——模型能力强

USER: Please introduce the Institute of High Energy Physics. 10 tokens

LLM: The Institute of High Energy Physics (IHEP) was established in 1973, It is one of the research institutes under the Chinese Academy of Sciences ... 32 tokens

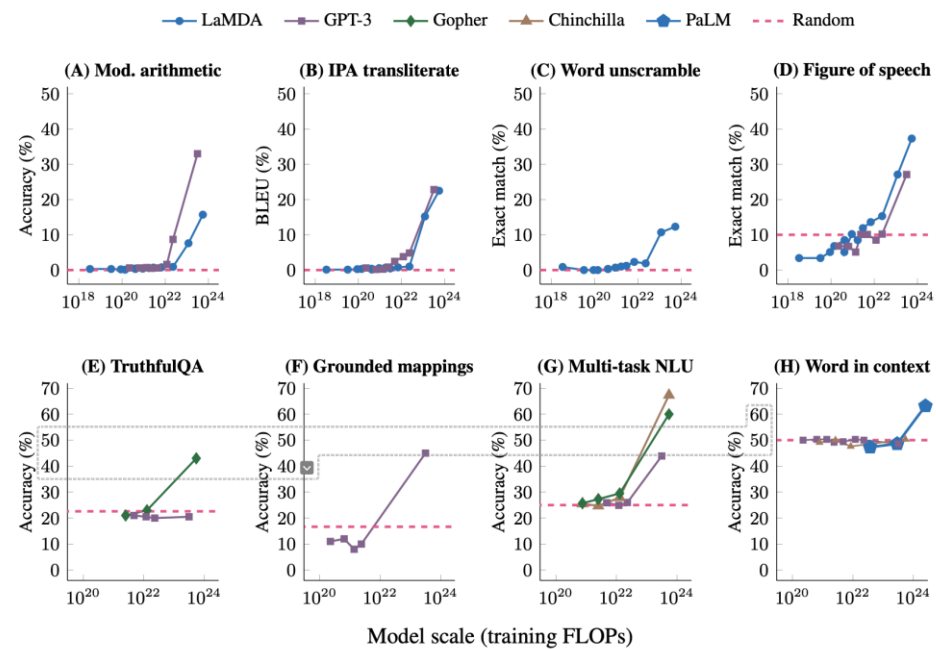
Token(标记): 单词或字母在词表中的索引(词表大小50257); Token是模型能辨别的最小单元。  
Tokenizer: 把句子转换为标记的工具。

# 大模型能力“涌现”



Definition of **Emergence (涌现)** in “More Is Different” by Nobel prize-winning physicist Philip Anderson (Anderson, 1972):

- Emergence is when quantitative changes in a system result in **qualitative changes** in behavior.
- a focused definition of emergent abilities of large language models: *An ability is emergent if it is not present in smaller models but is present in larger models.*



Emergent abilities of large language models (Wei et al., 2022).

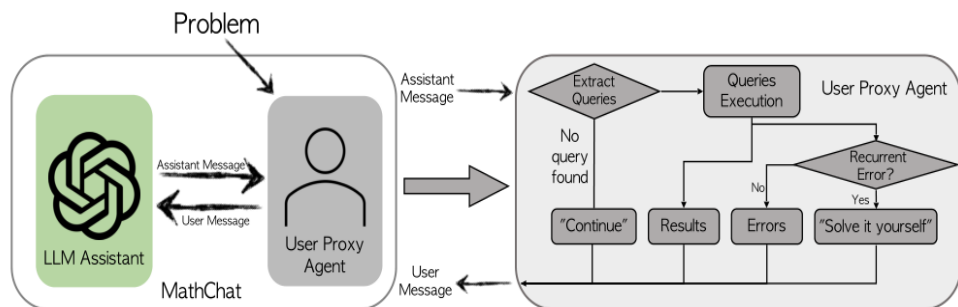
# 大模型：已有科学研究实例

## MathChat: 解决多难度级别、多类型数学问题

Courtesy Yun Fu

从基本运算到高等数学，包括：代数、三角法、几何学、微积分、SAT & ACT、统计学、物理等。

工作流



## MathChat使用示例

Let's use Python... Problem: Fake gold bricks are made by covering concrete cubes with gold paint, so the cost of the paint is proportional to their surface area while the cost of the concrete is proportional to their volume. If a 1 inch cube costs \$1.30 to make while a 2 inch cube costs \$6.80, then how much would a 3 inch cube cost?

① Ask to continue: Continue. Please keep solving the problem until you need to query. (If you get to the answer, put it in \boxed{.})

② Return valid result:  $54k_1 + 27k_2$

③ Return error: ValueError: not enough values to unpack (expected 2, got 1)

Correct! 18.90

用户代理初始信息中使用的提示

Let's use Python to solve a math problem. ①

Query requirements:  
 You should always use the 'print' function for the output and use fractions/radical forms instead of decimals.  
 You can use packages like sympy to help you.  
 You must follow the formats below to write your code:  
 "python"

① Tool-using  
 Coding format

First state the key idea to solve the problem. You may choose from three ways to solve the problem: ②

Case 1: If the problem can be solved with Python code directly, please write a program to solve it. You can enumerate all possible arrangements if needed.  
 Case 2: If the problem is mostly reasoning, you can solve it by yourself directly.  
 Case 3: If the problem cannot be handled in the above two ways, please follow this process:

② Strategy Selection

- Solve the problem step by step (do not over-divide the steps).
- Take out any queries that can be asked through Python (for example, any calculations or equations that can be calculated).
- Wait for me to give the results.
- Continue if you think the result is correct. If the result is invalid or unexpected, please correct your query or reasoning.

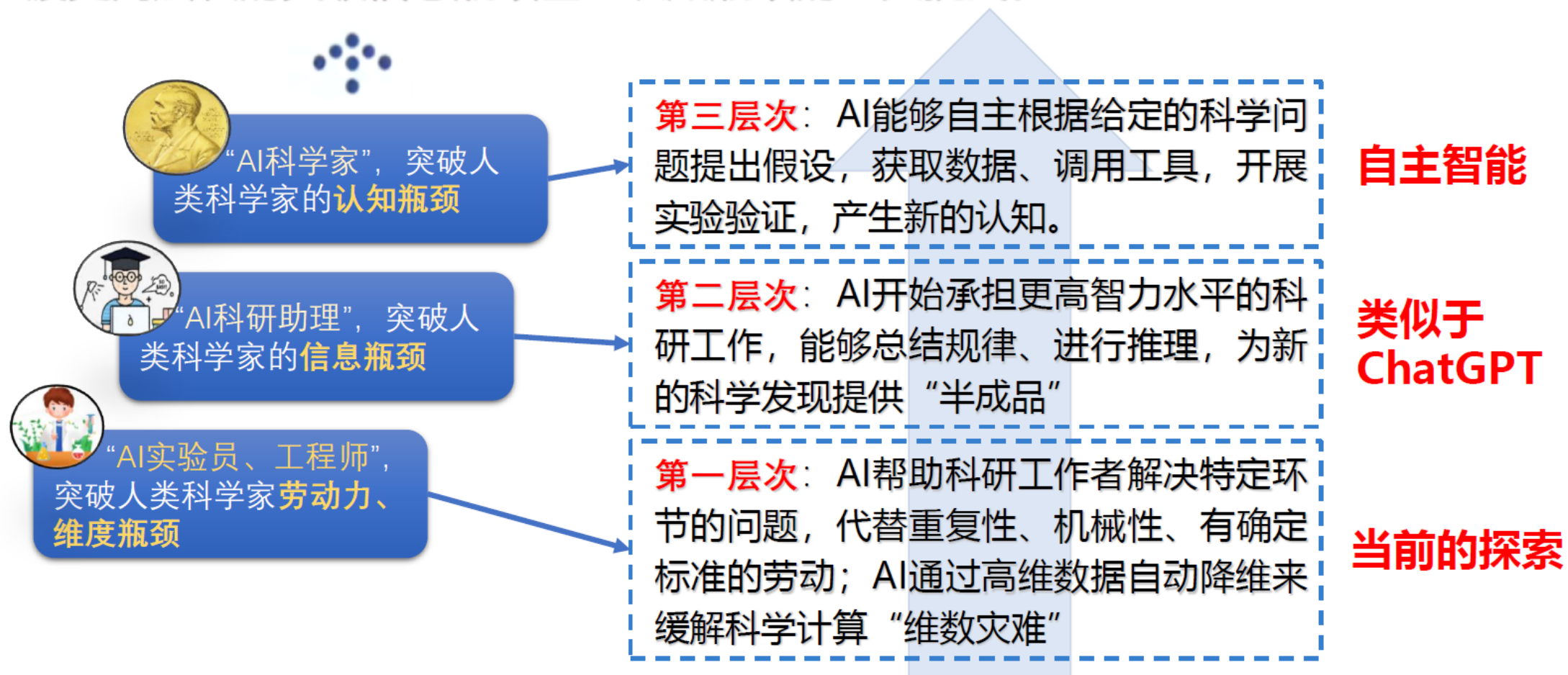
Multi-step tool-using and reasoning  
 Step by step  
 Facilitate dialogue  
 Error handling

After all the queries are run and you get the answer, put the answer in \boxed{.} ③

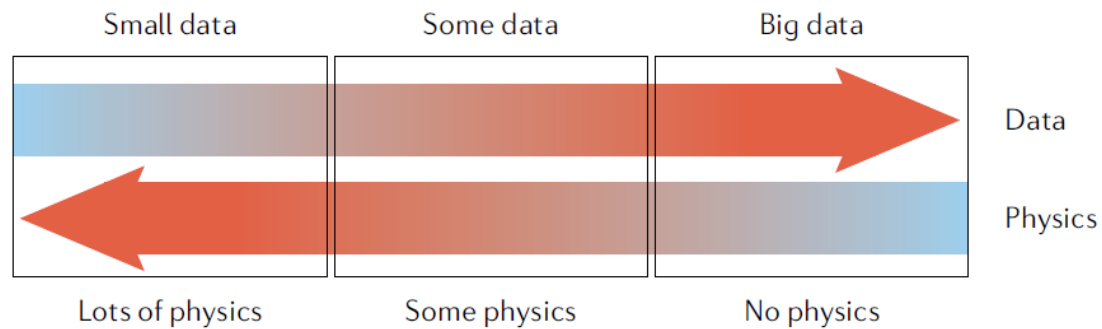
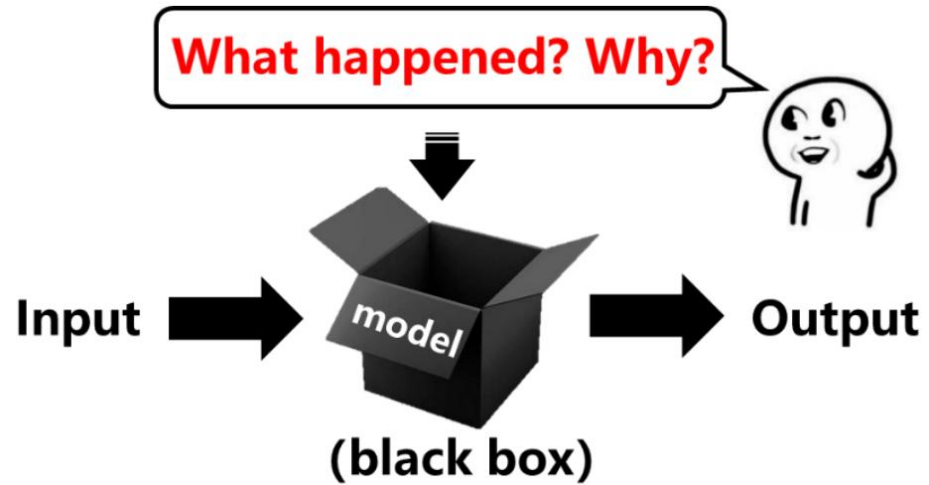
③ Final Answer

# 人工智能发展层次

GPT-4带来了人工智能如何从原来帮助科学家突破**劳动力瓶颈**、**维度瓶颈**的阶段到过渡更高层次的突破**信息瓶颈**甚至**认知瓶颈**的巨大挑战。

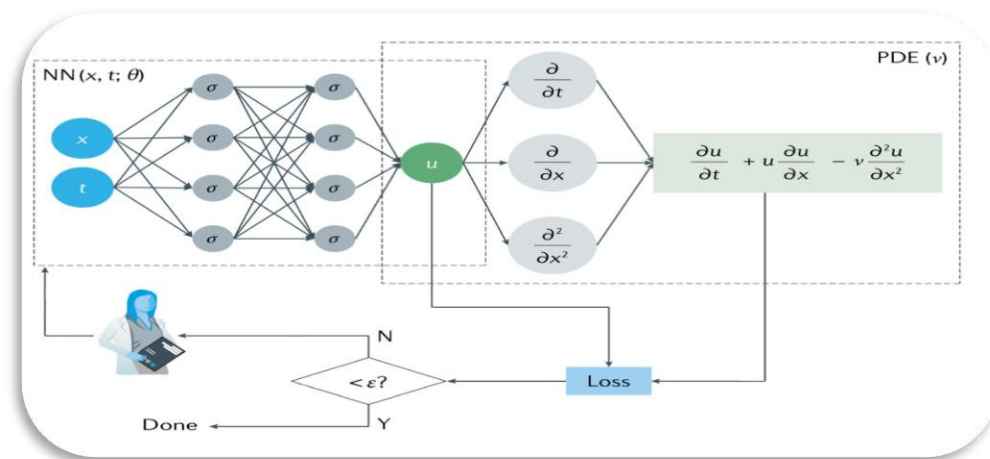
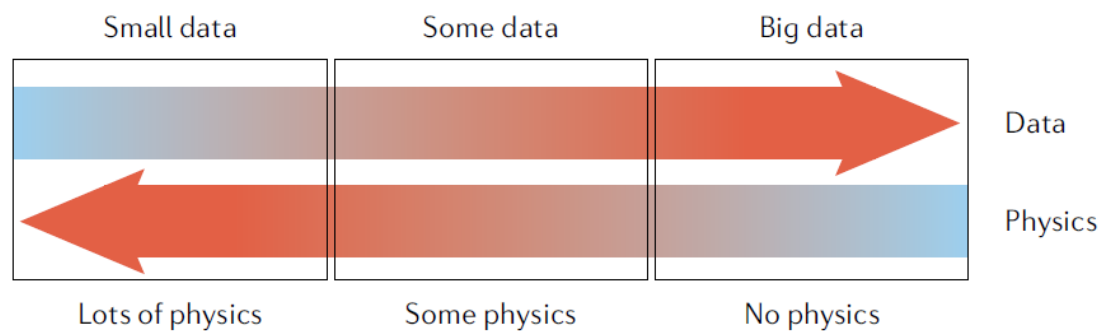
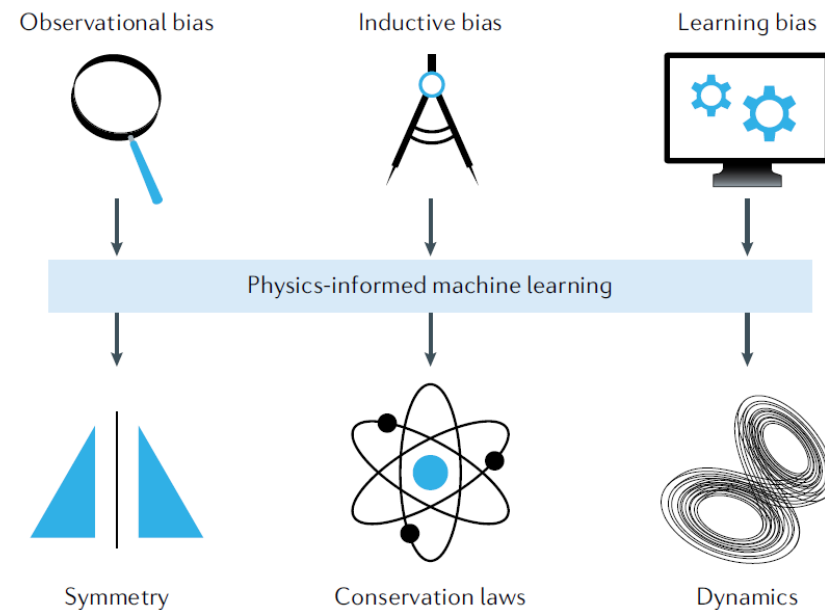
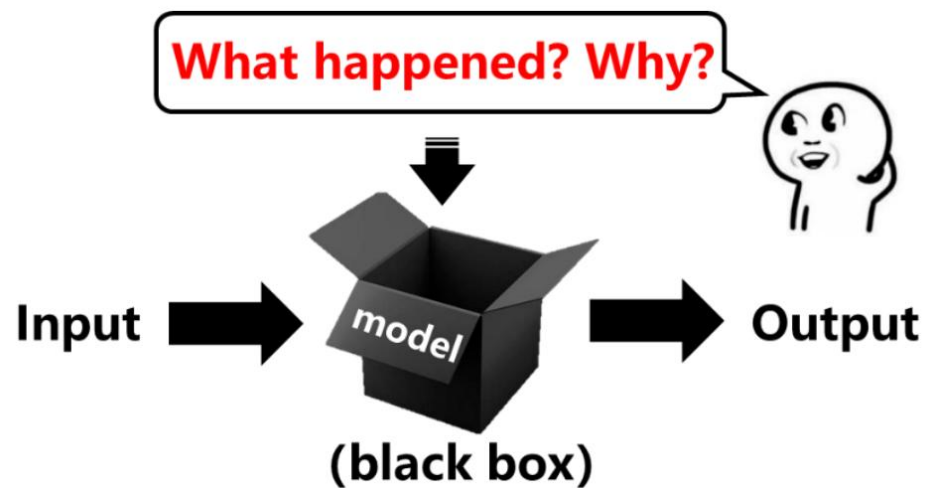


# ML局限/挑战：透明性、准确性、可解释性



# 嵌入物理信息的机器学习

局限/挑战：透明性、准确性、可解释性

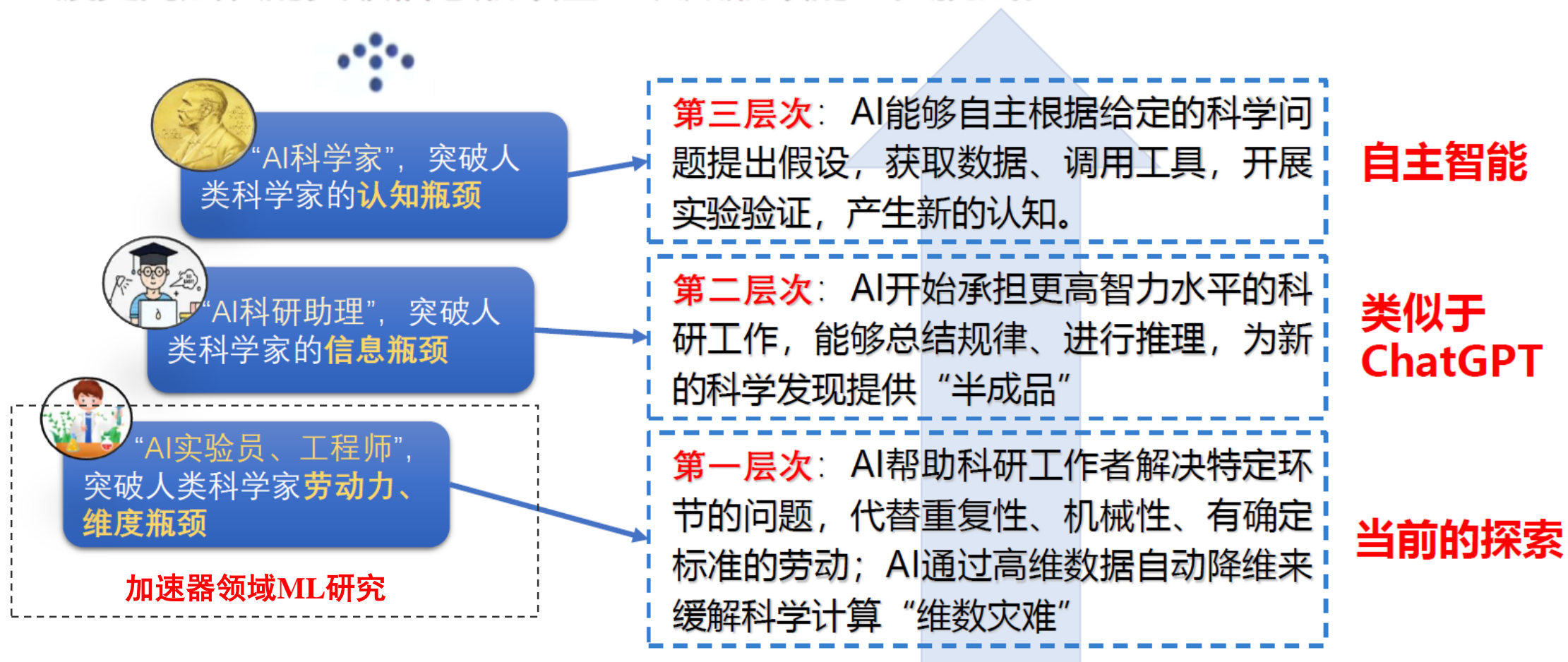


---

- AI在加速器装置/领域的应用

# 人工智能发展层次

GPT-4带来了人工智能如何从原来帮助科学家突破**劳动力瓶颈**、**维度瓶颈**的阶段到过渡更高层次的突破**信息瓶颈**甚至**认知瓶颈**的巨大挑战。



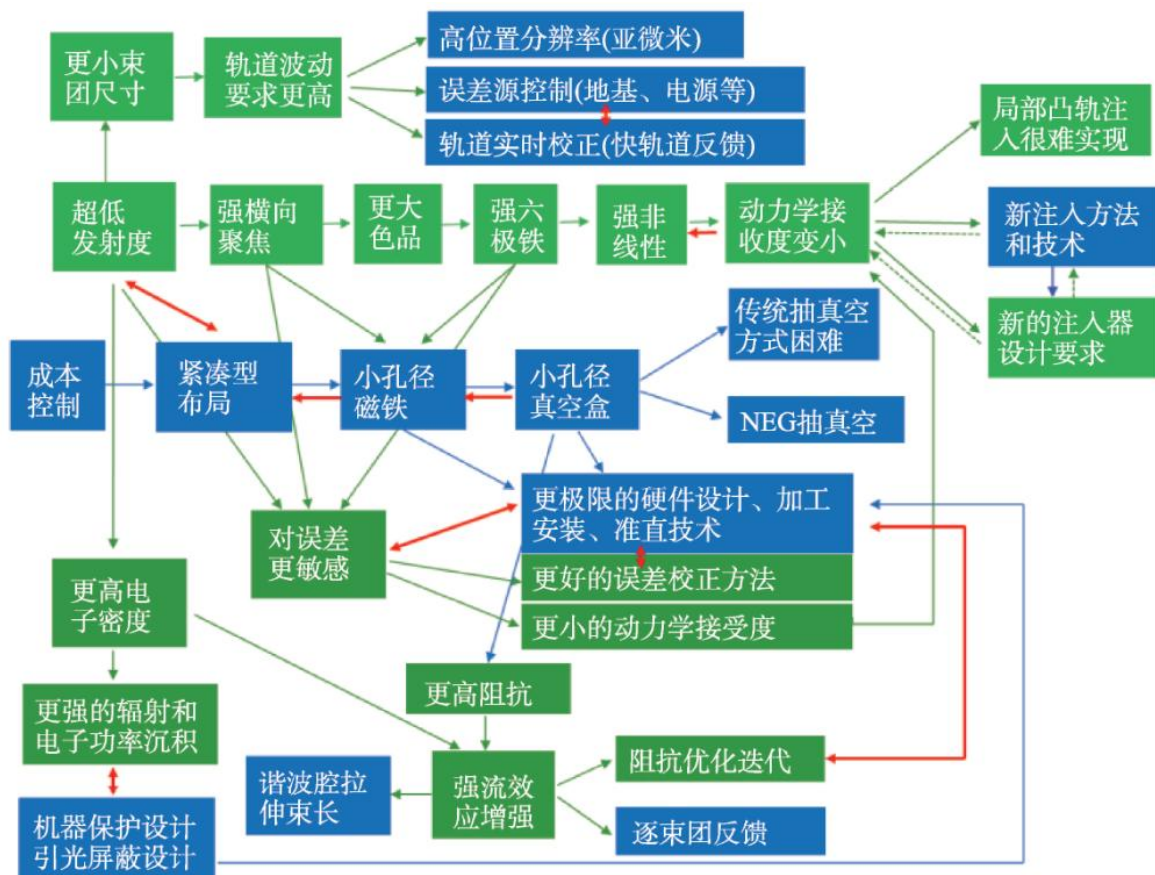
# 机器学习在加速器领域的应用

| 设计优化  | 代理模型   | 在线优化控制   | 束测增强  | 故障诊断、预测   |
|---|--|--|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"><li>➤ 加速优化过程</li><li>• 简化模拟过程</li><li>• 高效优化算法</li><li>✓ 贝叶斯优化</li><li>✓ NN-MOGA</li><li>✓ ML-Based评估模型</li></ul> | <ul style="list-style-type: none"><li>➤ 加速模拟</li><li>• 单一系统代理模型</li><li>• 全局代理模型</li></ul> <p>模拟+实测数据</p> <ul style="list-style-type: none"><li>✓ NN 模型</li><li>✓ 高斯过程</li><li>✓ 决策树</li></ul> | <ul style="list-style-type: none"><li>➤ 在线快速调节多维、非线性参数空间</li><li>• 寻找最佳束流模式</li><li>• 不同束流条件对应模式的快速切换</li><li>✓ 贝叶斯优化</li><li>✓ 强化学习</li><li>✓ 基于代理模型的在线优化</li><li>✓ 基于代理模型的预测控制</li></ul> | <ul style="list-style-type: none"><li>➤ 提高束流诊断系统性能</li><li>• 虚拟束测元件</li><li>• 快速诊断分析</li><li>• 自动测量</li><li>✓ CNN</li><li>✓ 贝叶斯搜索</li></ul> | <ul style="list-style-type: none"><li>➤ 故障预测+异常检测</li><li>• 检测异常硬件</li><li>• 故障分类</li><li>• 故障预测</li><li>✓ 自编码器</li><li>✓ 条件变分自编码器</li><li>✓ 聚类</li></ul> |

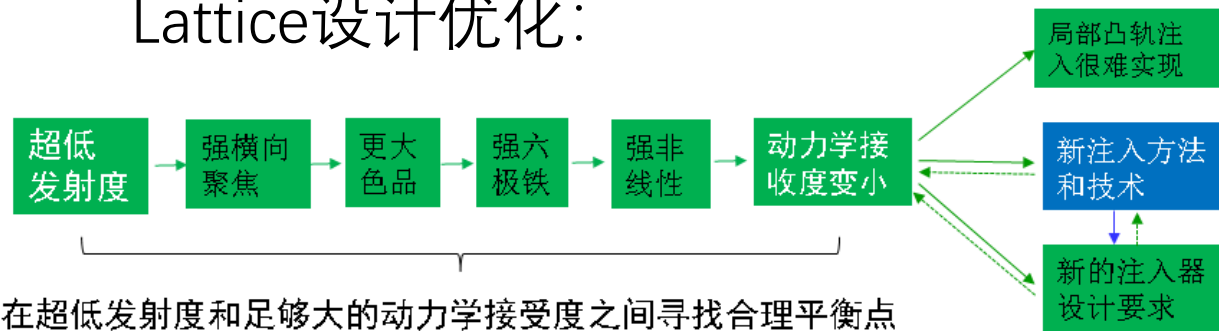
# 机器学习在加速器领域的应用

- 加速优化过程
  - 加快评估速度
  - 改进优化效率

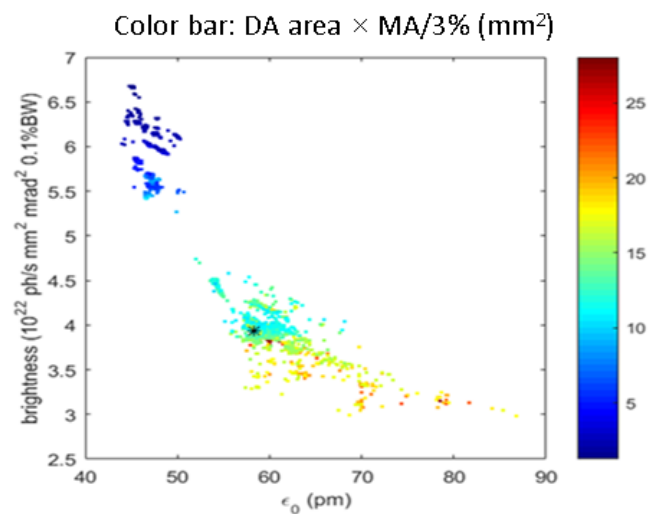
# 第四代光源面临一系列连锁式的物理与技术挑战



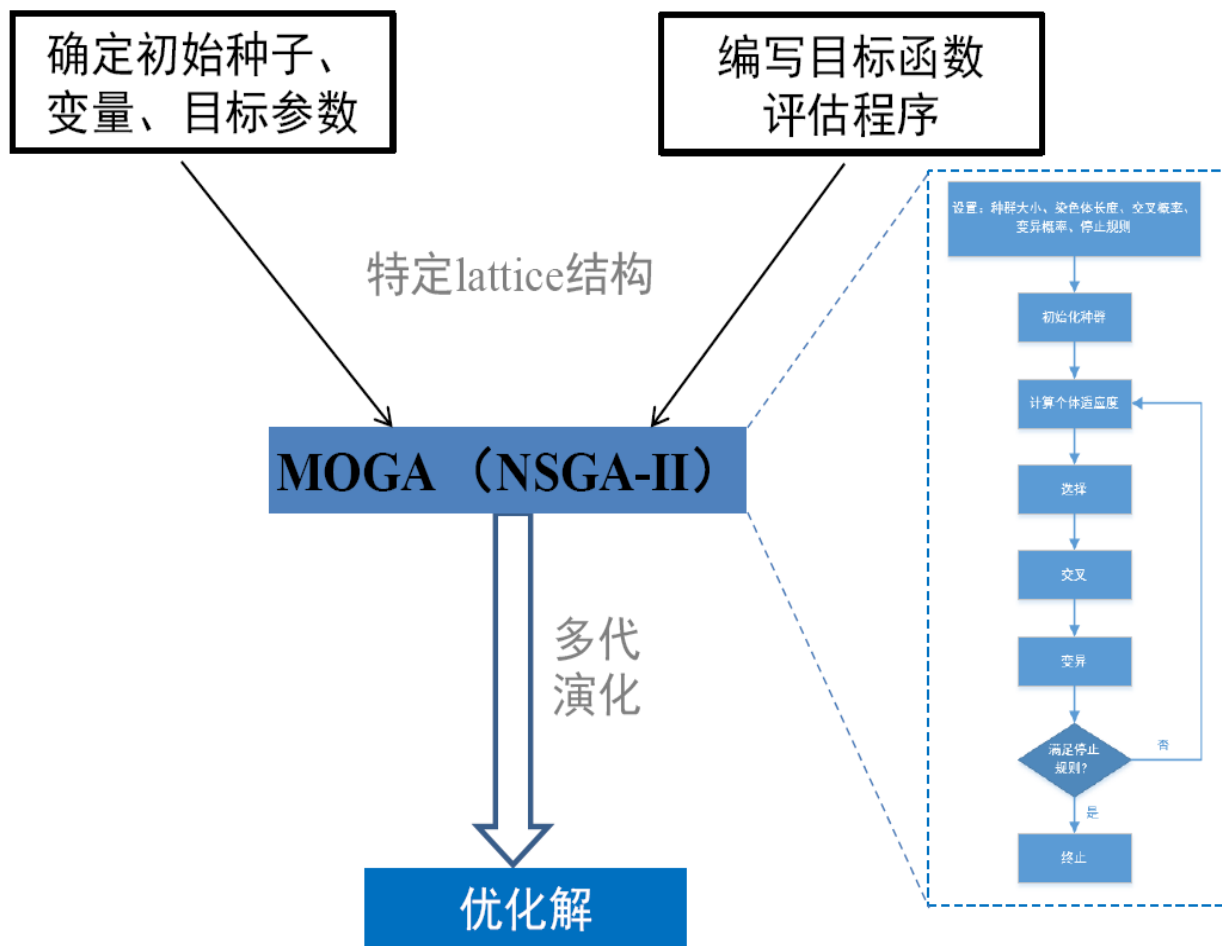
## Lattice设计优化:



在超低发射度和足够大的动力学接受度之间寻找合理平衡点

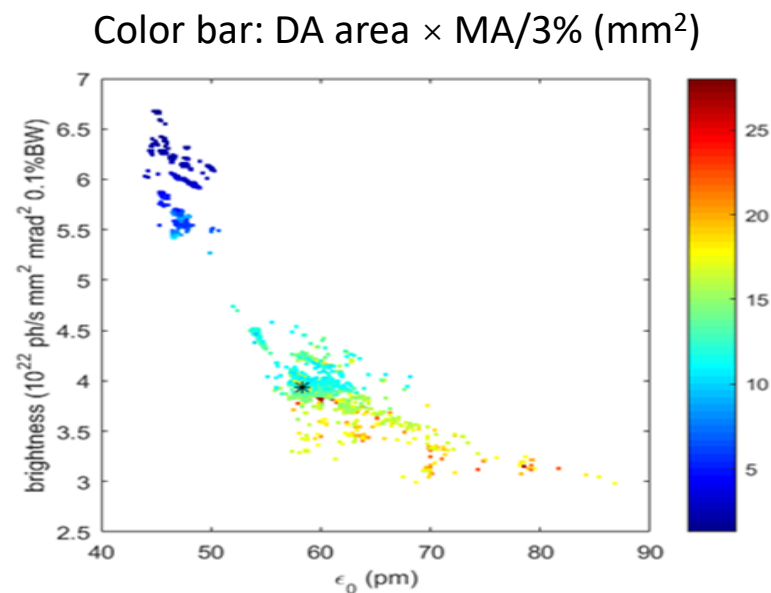


# 多目标数值优化： 四代光源设计优化必需



## • 优点

- 目标参数只要可以计算，都可以一起优化（如发射度、动力学孔径、束流寿命，等）
- 准确、多因素同时考虑



# 多目标数值优化：高效实用，仍有若干局限

确定初始解、  
变量、目标参数

编写evaluator  
程序

特定Lattice结构

MOGA (e.g., NSGA-II)

帕累托前沿解

呈现出不同的可能性

-- 设定合理的限制条件  
(保证lattice实用性)

4, 计算DA/寿命等非常耗时, 可能优化一次需要几周

1, 很多时候没有收敛至真正的帕累托前沿 (局部最优解) 而又无从判断

2, 依赖于初始解, 初始解多样性差/个数不够多, 会影响最终解  
3, 变量贡献不同水平 (如线性、非线性一起优化), 容易收敛至局部最优解

# 基于数据和机器学习改进数值优化过程

数值优化的种群演化过程中产生很多数据

确定初始解、  
变量、目标参数

编写evaluator  
程序

特定Lattice结构

MOGA (e.g., NSGA-II)

帕累托前沿解

呈现出不同的可能性

-- 设定合理的限制条件  
(保证lattice实用性)

4, 计算DA/寿命等非常耗时, 可能优化一次需要几周

利用机器学习, 快速(准确)预测。

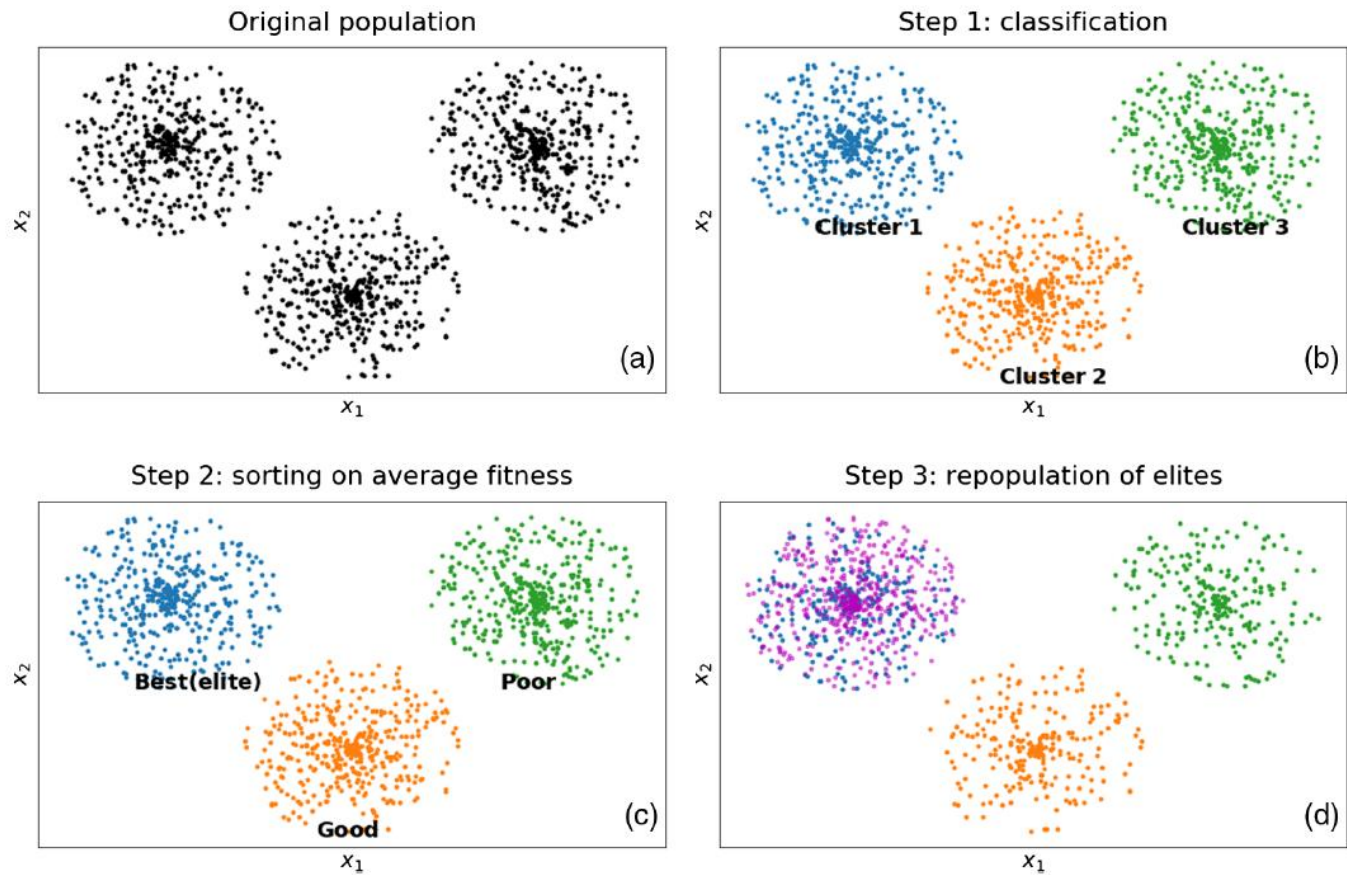
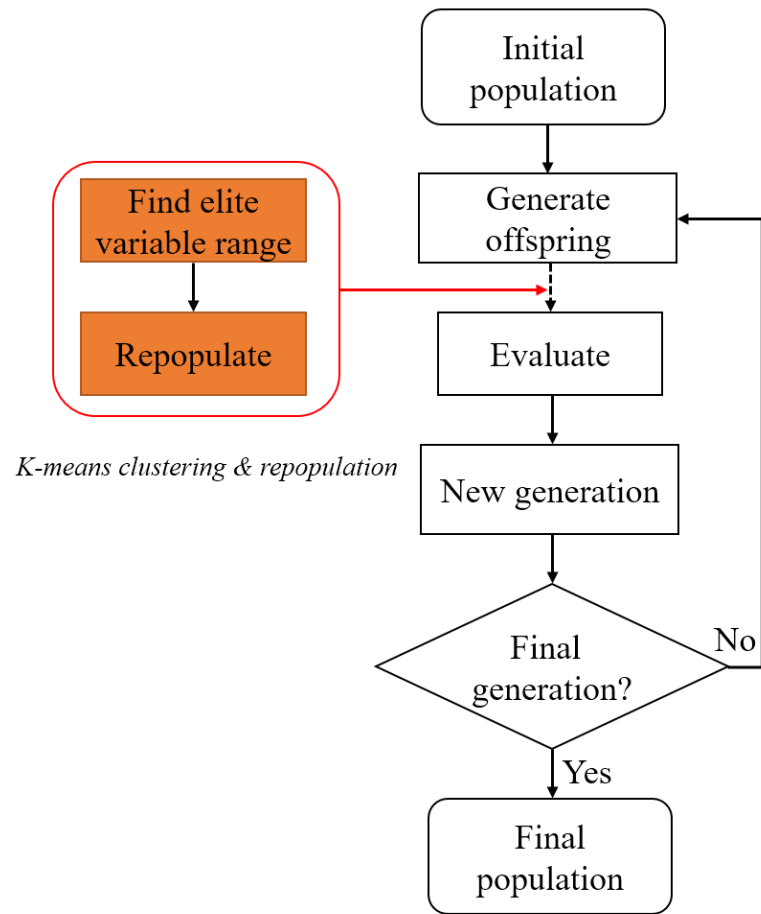
1, 很多时候没有收敛至真正的帕累托前沿(局部最优解)而又无从判断

2, 依赖于初始解, 初始解多样性差/个数不够多, 会影响最终解  
3, 变量贡献不同水平(如线性、非线性一起优化), 容易收敛至局部最优解

利用机器学习, 提高每代解的质量; 提高优化效率, or/and 提高解的多样性

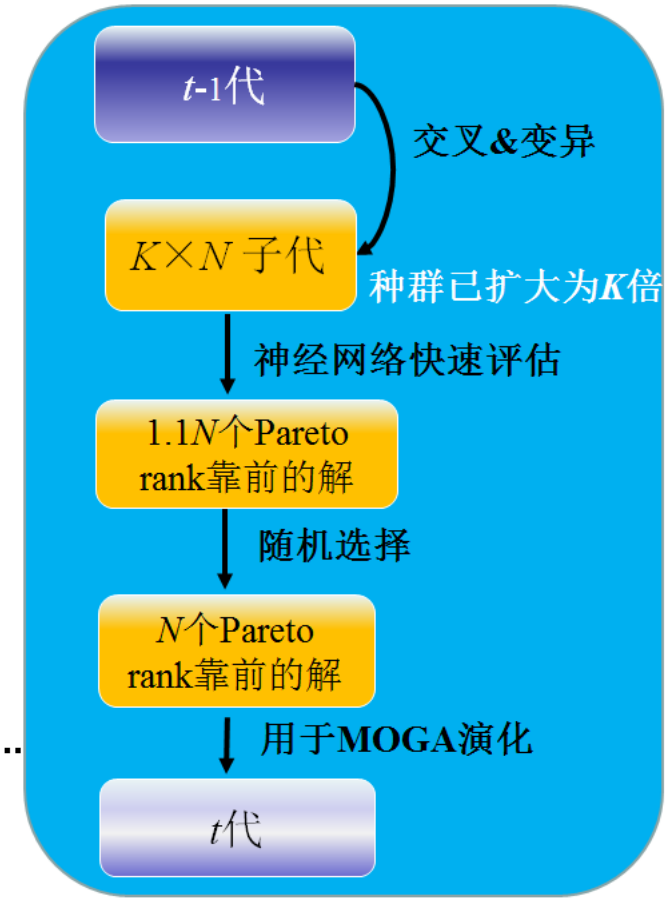
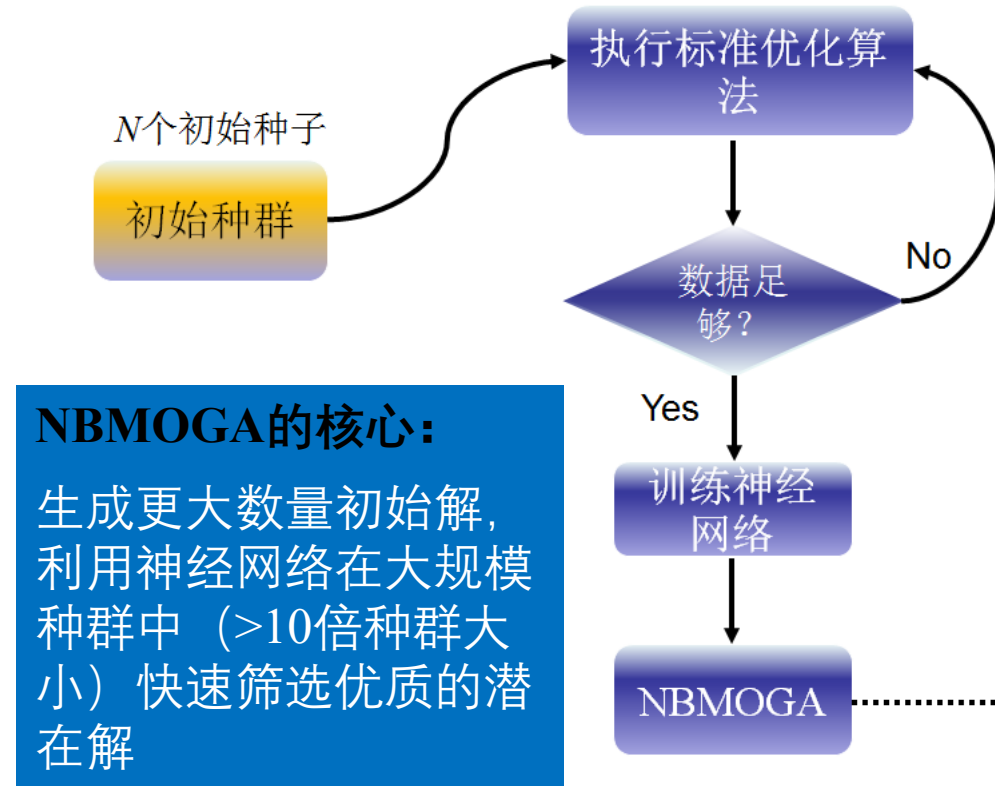
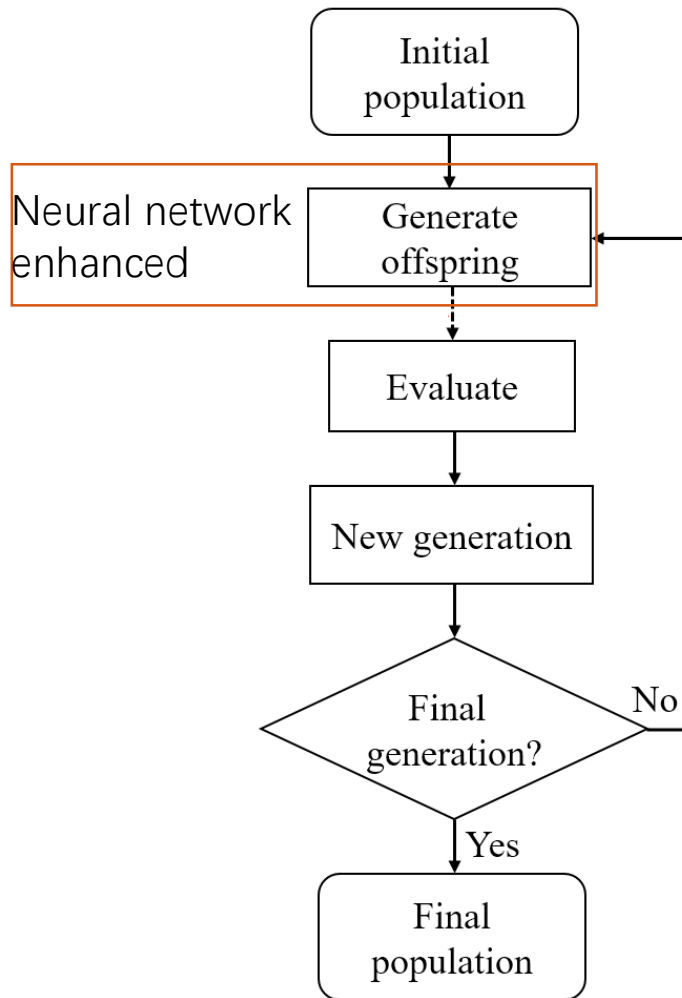
NIM-A 2019; PR-AB 2020;  
NIM-A 2022; NJP 2022

# 聚类 (无监督学习) : 从变量空间提取有用信息

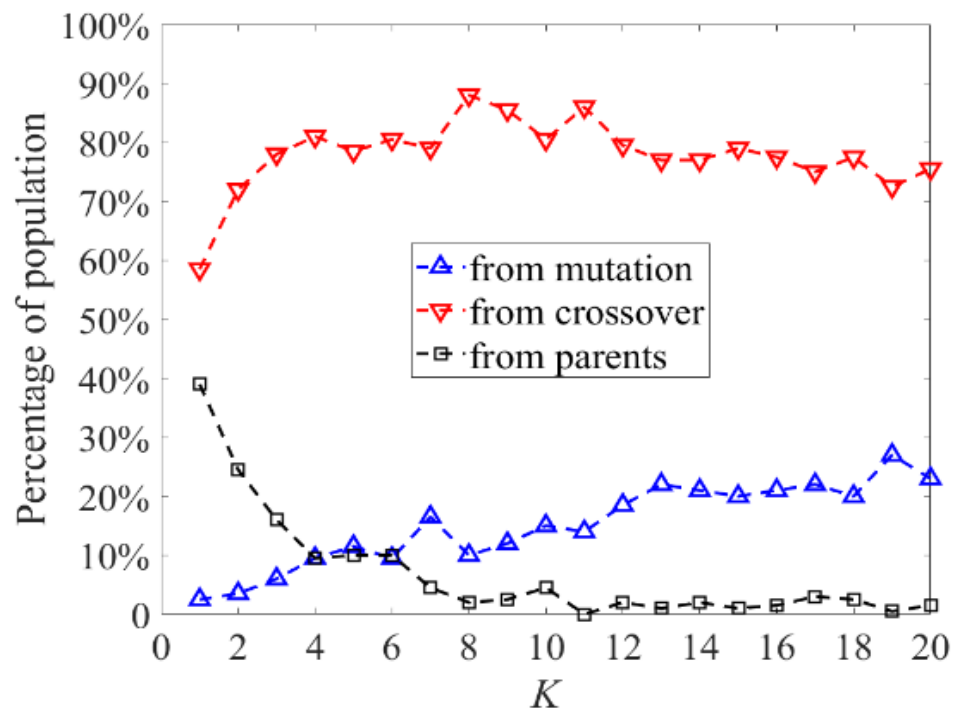


突破遗传算法仅在目标参数空间对候选解进行评估的局限

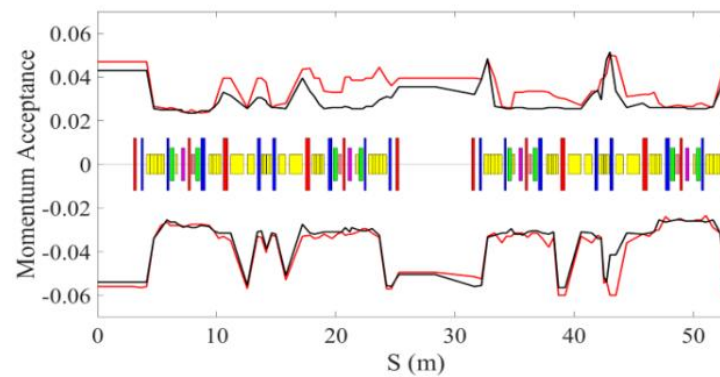
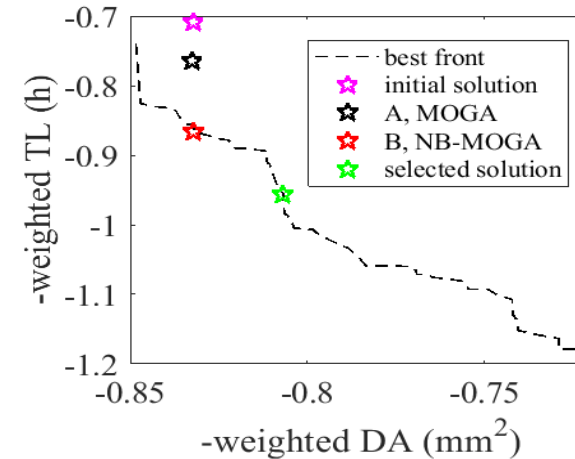
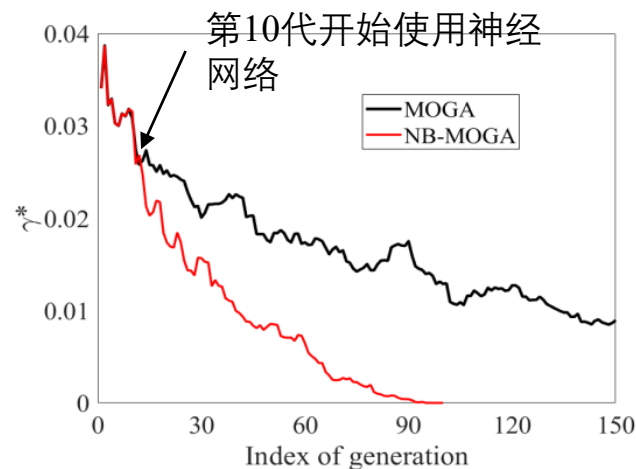
# 神经网络（有监督学习）：快速筛选优质候选解



# NB-MOGA: 同时提高收敛速度和个体多样性



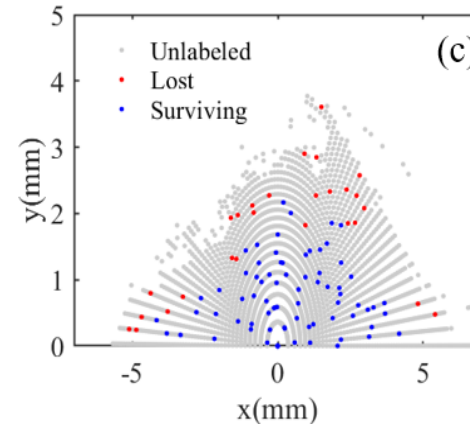
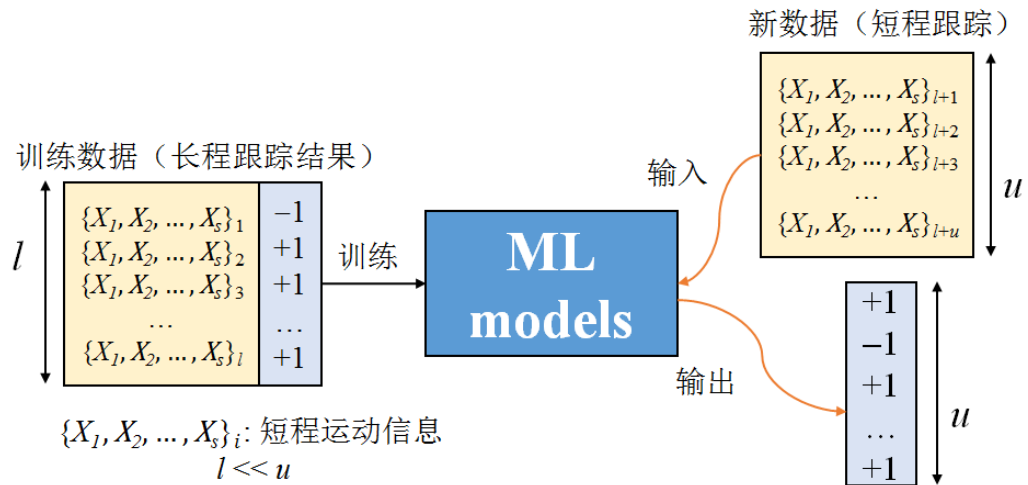
基于经典优化测试问题的研究显示, NBMOGA的机制使优质的变异子代比例提高20%



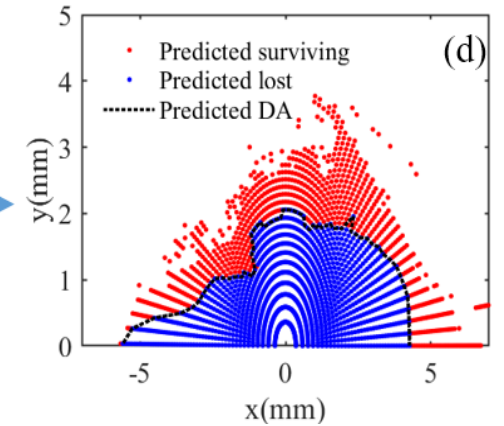
应用于HEPS: 演化代数更少, 找到了DA相同、寿命更高 (>10%) 的解

# 随机森林：快速准确预测动力学接受度

核心：学习粒子短程运动轨迹与粒子运动长程稳定性之间的关联性

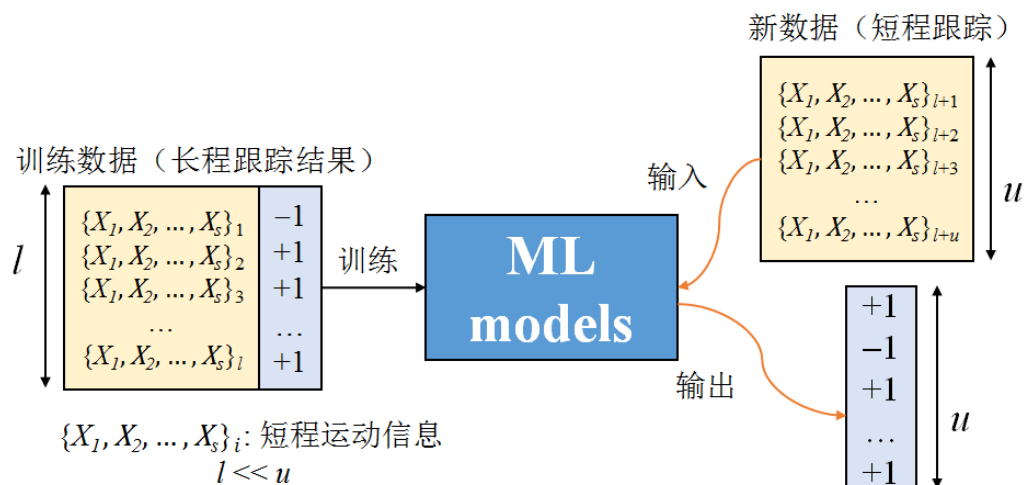


train  
predict

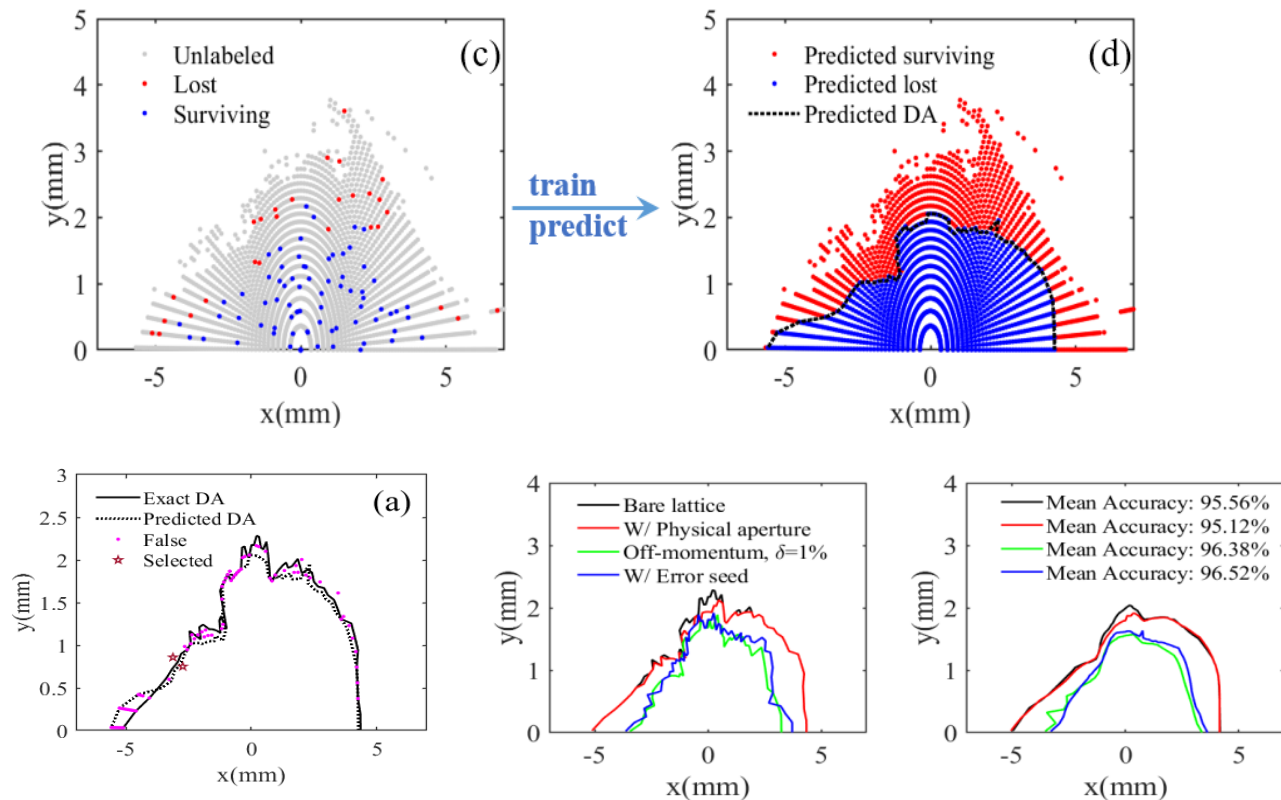


# 随机森林：快速准确预测动力学接受度

核心：学习粒子短程运动轨迹与粒子运动长程稳定性之间的关联性



优点：快，准确，不依赖于模型



5%计算量，95%准确率，  
预测错误的都在DA边界上

改变lattice模型，始终保持高准确率

# 机器学习在加速器领域的应用

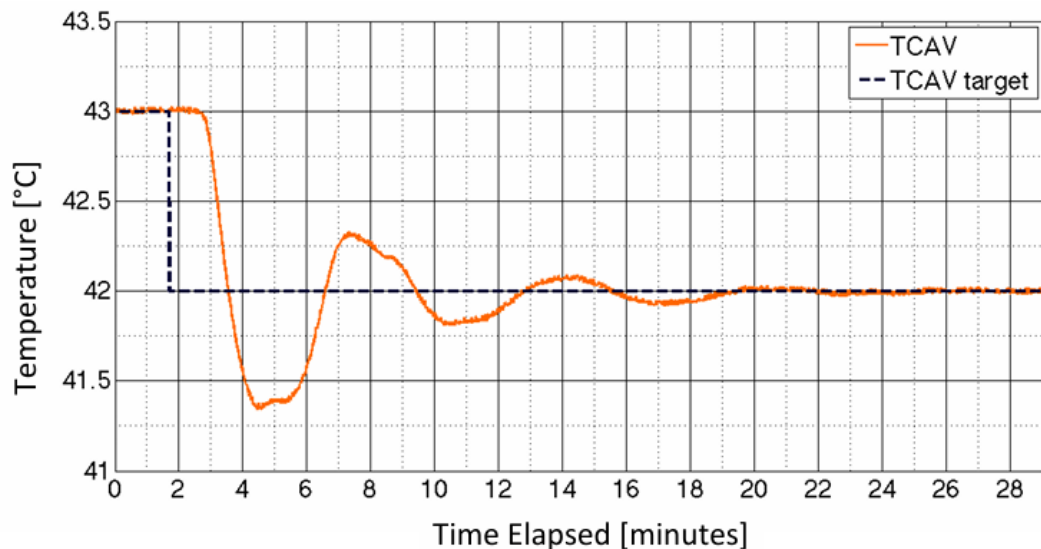
---

- 在线优化控制

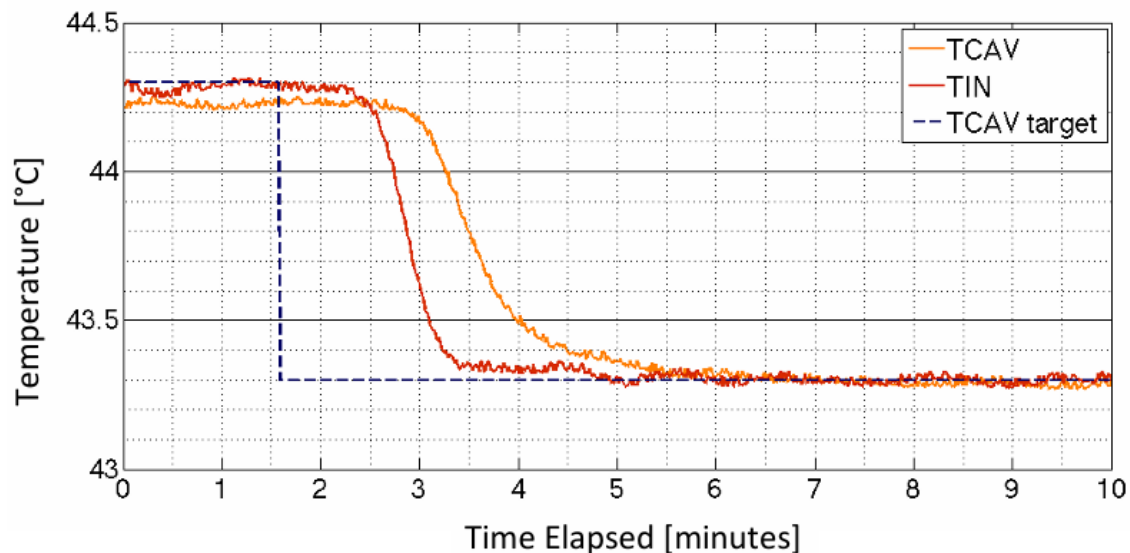
# 利用基于模型预测的控制提升装置稳定性

美国费米实验室 (FNAL) 针对基于水温调节共振频率的电子枪, 利用历史数据构建了电子枪水温及频率响应的神经网络模型, 建立了基于模型预测的控制 (Model predictive control, MPC) 方法, 其相比传统比例积分 (Proportional-integral, PI) 控制方法可实现更快、更平稳的频率调节和控制。

相关验证实验表明, 利用 MPC 方法, 避免了传统 PI 调节过程中的变量过冲现象; 更为重要的是, MPC 方法将共振频率的稳定时间减小了近 80%。



现有 PI 控制器在 1°C 温度阶跃响应下的性能, 显示了振荡和较长的稳定时间



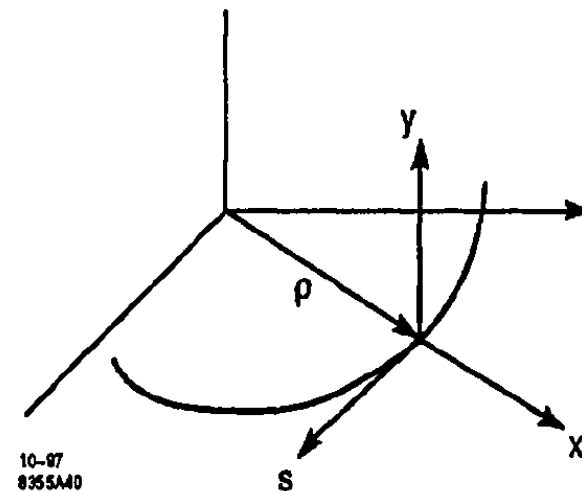
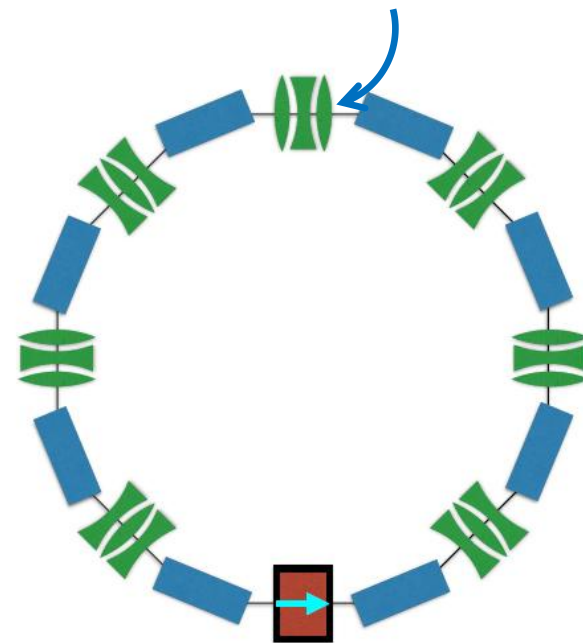
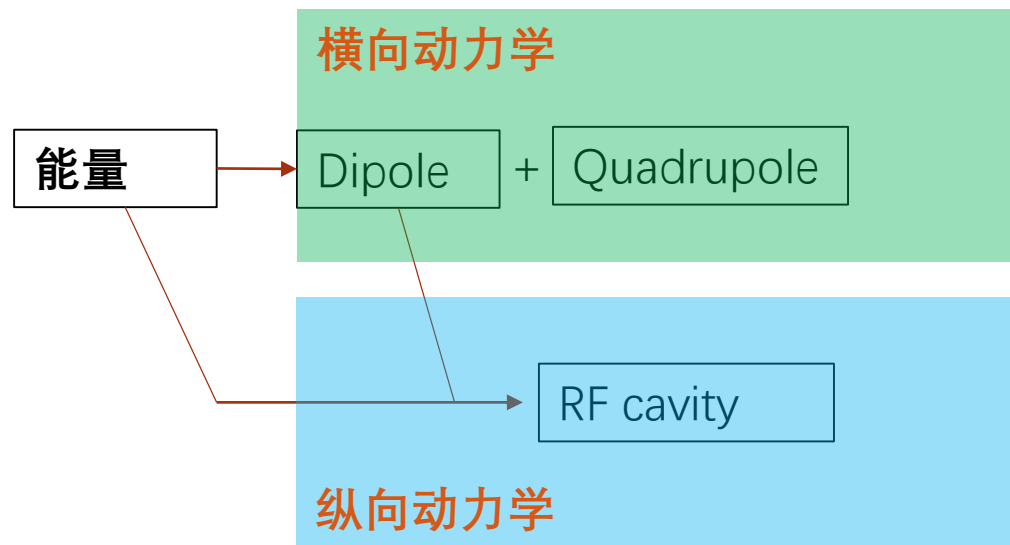
基准 MPC 控制器在 1°C 温度阶跃响应下的性能, 显示了 T02 和 TCAV 的温度变化

# 机器学习在加速器领域的应用

---

- 嵌入物理信息的替代模型

# 束流动力学

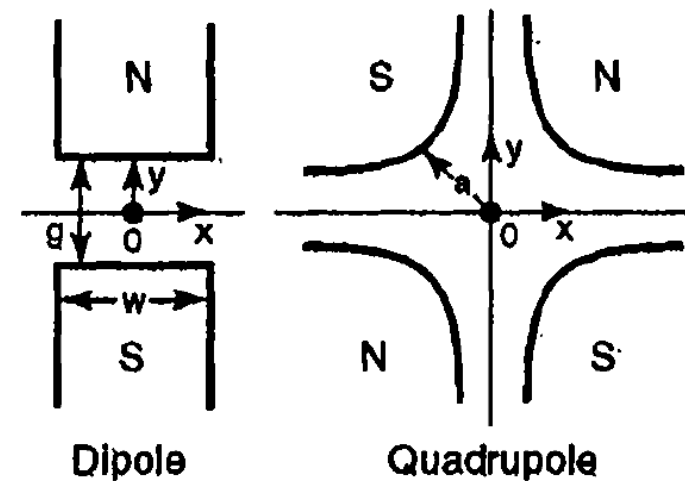


束流动力学，即研究束流横向和纵向运动（x/y和z方向）在储存环任何一个位置，可以用一个向量来描述束流的位置， $X(s) = (x(s), x'(s), y(s), y'(s), z(s), d)$ .

传统方法：通过一个加速器元件，如偏转磁铁、漂移段等，都可以通过一个泰勒映射来描述

$$X(s) \equiv X_1 \equiv W_0 + W_1 X_0 + W_2 X_0^{(2)} + \dots + W_k X_0^{(k)}$$

知道所有元件的泰勒映射，经过简单运算，即得到全环映射及全环各点参数。



# 构造嵌入物理信息的替代模型

## 定义网络层:

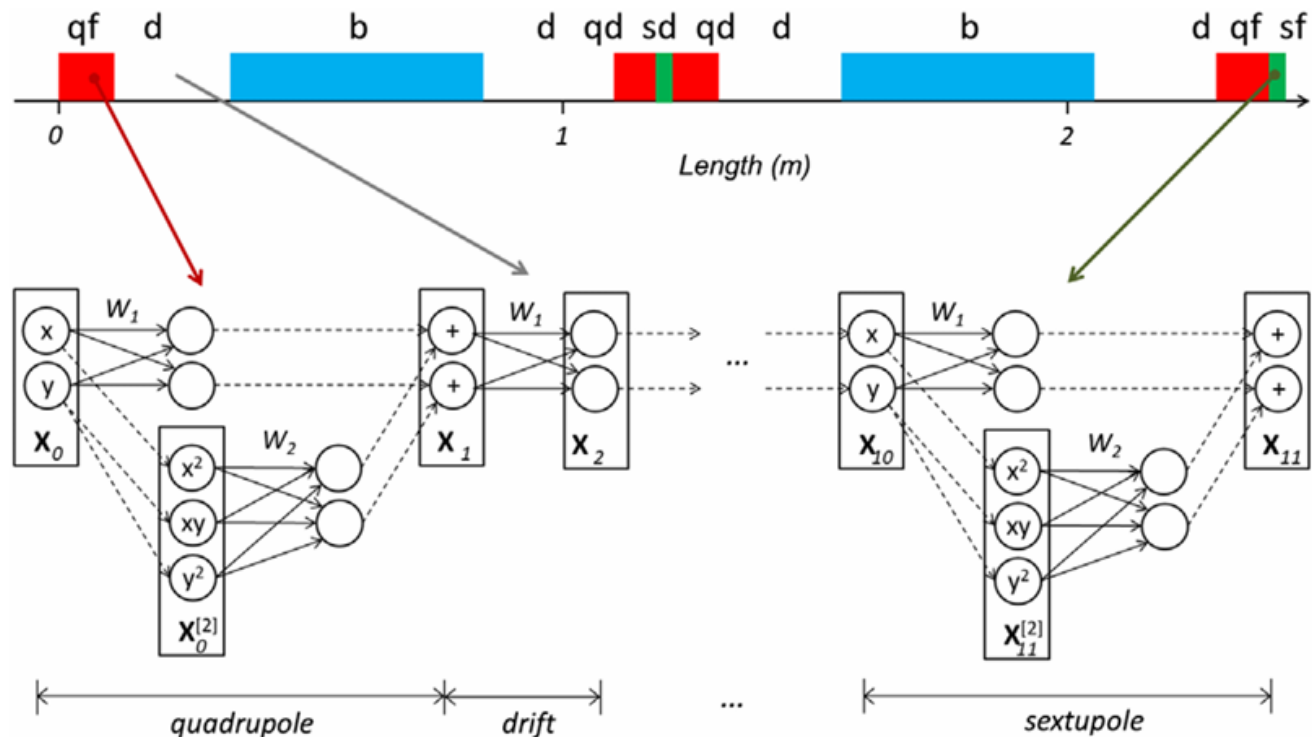
- 每个网络层对应于加速器中的一个元件, 例如漂移空间、磁铁等。
- 输入是粒子进入该元件时的相空间坐标。
- 输出是粒子离开该元件时的相空间坐标。

## 定义多项式神经元:

- 每个网络层由多个多项式神经元组成, 每个神经元计算一个特定的多项式项。
- 输入是粒子的相空间坐标。
- 输出是该多项式项的值。

## 映射系数:

- 将泰勒映射的多项式系数映射到多项式神经元的权重。
- 泰勒图中的线性项系数对应于多项式神经元的线性权重, 二次项系数对应于多项式神经元的二次权重, 以此类推。



## 网络输出:

- 网络层的输出是所有多项式神经元输出的总和, 即粒子离开该元件时的相空间坐标。

# 机器学习在加速器领域的应用

---

- 故障异常检测

# 束流位置探测

- 束流位置探测，通常采用束流探测器

- BPM本质是谐振腔。带电粒子经过谐振腔产生激励电压，通过测量电极上激励电压的差别，判断粒子束在腔内位置的偏差。

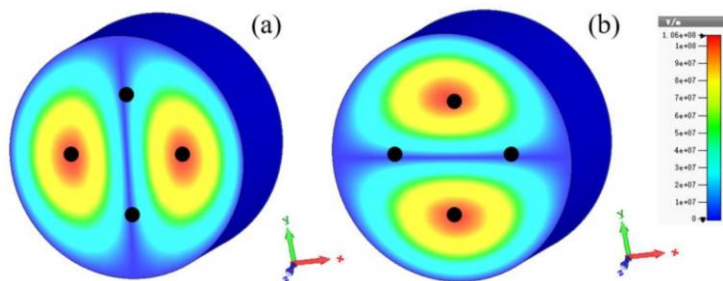
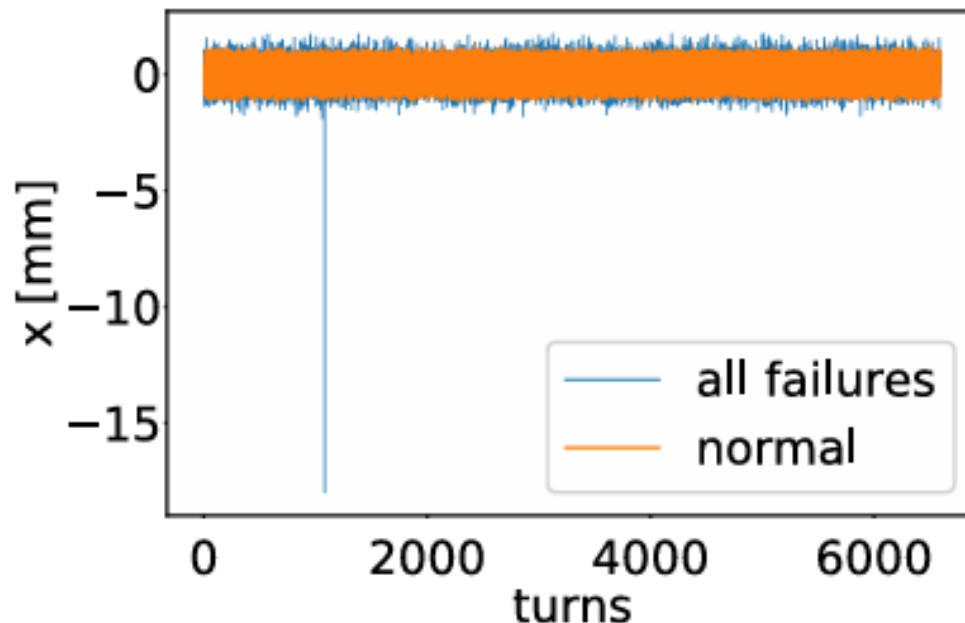
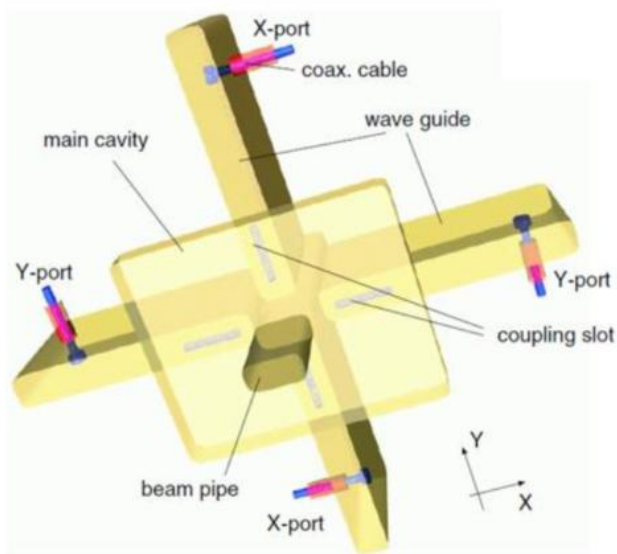


图 2.1 圆柱形谐振腔中，(a)束流 X 方向偏移产生的偶极模，(b)束流 Y 方向偏移产生的偶极

- 高噪声：故障 BPM 的噪声水平比正常 BPM 高三倍。
- 随机值：故障 BPM 的信号中包含随机值，导致局部尖峰。
- 束流色散偏差：故障 BPM 的束流色散与其他 BPM 偏差  $10^{-5}$ 。
- 所有故障：以上三种故障模式都存在

# 孤立森林 (IF) 算法可以有效检测故障 BPM

使用奇异值分解 (SVD) 和孤立森林 (IF) 清洗数据可以显著减少未检测到的故障 BPM 数量，提高故障检测的精度。

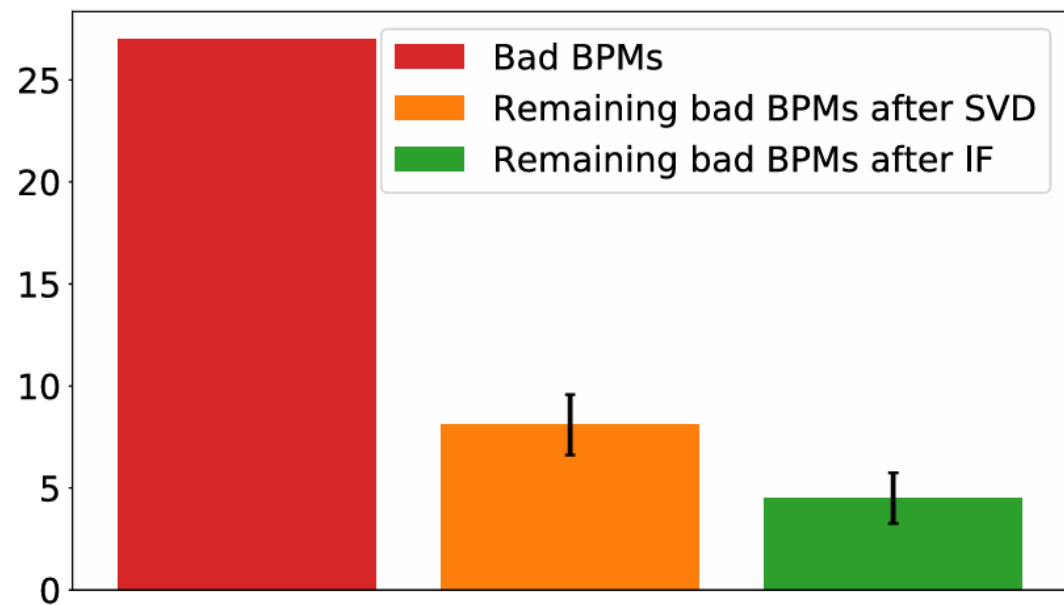


FIG. 9. Averaged results of faulty BPMs detection on 20 simulated measurements using IF contamination factor 0.01 and SVD cut 0.3.

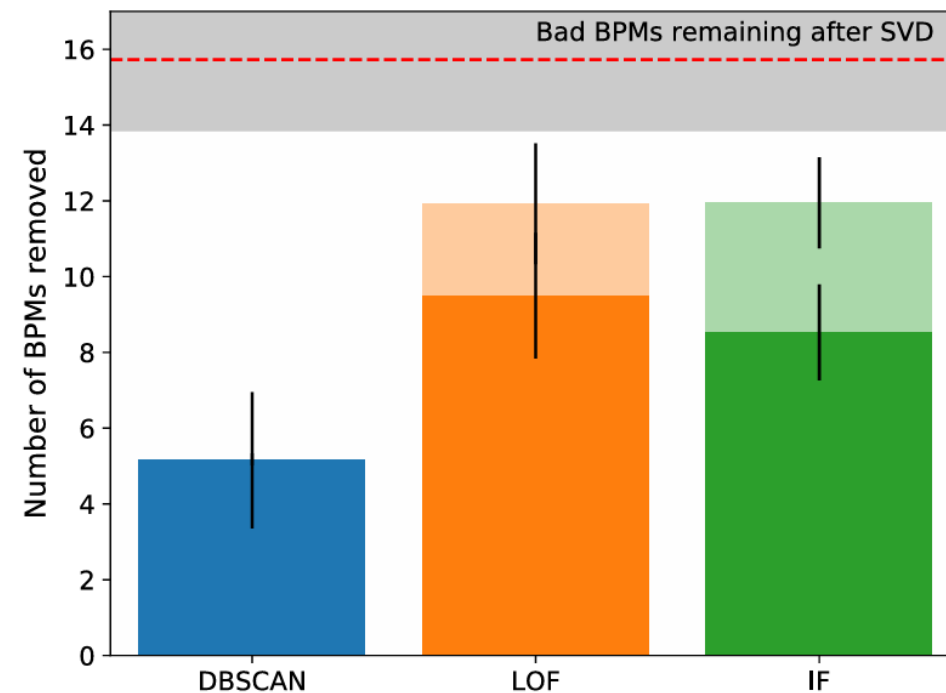


FIG. 10. The comparison is carried out on 20 simulations for each plane, the results are averaged. Each bar represents the number of BPMs removed by the method. The dark fraction corresponds to the number of removed BPMs that are actually bad.

# 机器学习在加速器领域的应用

- AI应用发展新趋势/方向

从探索开始转向日常应用  
开始考虑引入大（语言）模型

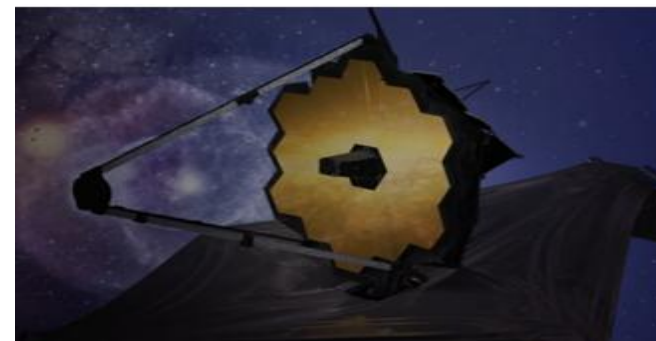
加速器问题/场景/数据有其自身特点（复杂/时变/物理信息嵌入）

# CERN: 设想的“分层自治”系统

## ➤ 借鉴“空间望远镜”的运行模式：分层自治模式

| 当前加速器运行模式       |
|-----------------|
| ➤ 集中控制，依赖实时网络通信 |
| ➤ 实验驱动，依赖实时反馈优化 |
| ➤ 自动监测+人工干预     |
| ➤ 周期性束流管理       |

| 分层自治模式          |
|-----------------|
| ➤ 分层自治，脱离地面自主运行 |
| ➤ 计划驱动，自主调整任务   |
| ➤ 自治检测，修复能力     |
| ➤ 远程任务执行，优化测量   |



詹姆斯·韦伯空间望远镜

|    |  |
|----|--|
| 顶层 | 负责任务规划、科学数据下载、指令发送                       |
| 中层 | 解析科学目标；调度观测任务；自动生成执行                     |
| 底层 | 各子系统在无地面干预的情况下执行任务，并根据内部反馈自我优化。自动纠错，自我修复 |

# The (obvious) new equipment paradigm



## Full digitalisation

Think banking apps, heating systems,....  
**All** digital, all remote controllable/  
analysable

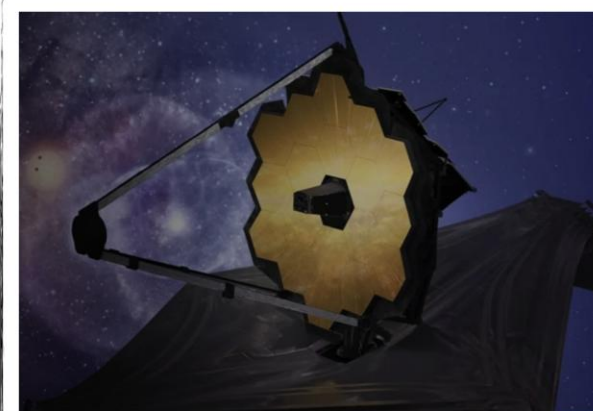
**Simulations** will be key.  
Fast-executing, differentiable.  
Digital twins...



## Full automation

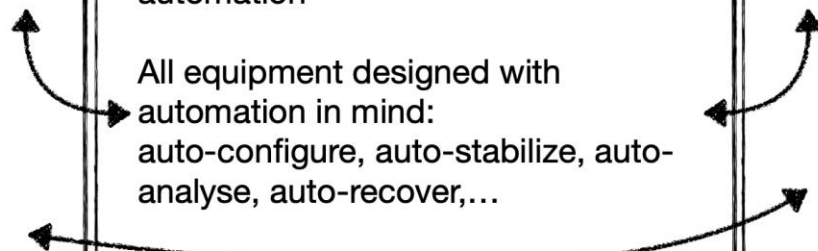
Automation across systems.  
Automation within given system.  
→ different players to implement  
automation

All equipment designed with  
automation in mind:  
auto-configure, auto-stabilize, auto-  
analyse, auto-recover,...



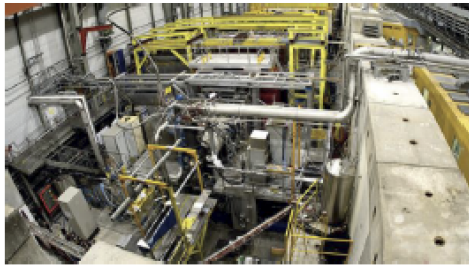
## Full virtualisation

You cannot go there to fix it...  
**Redundancy, robotics,...**



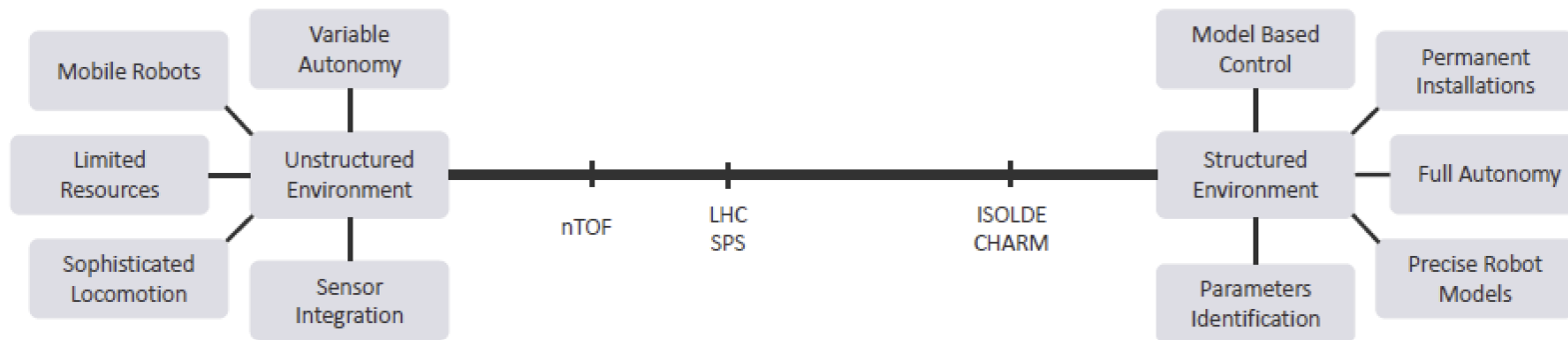
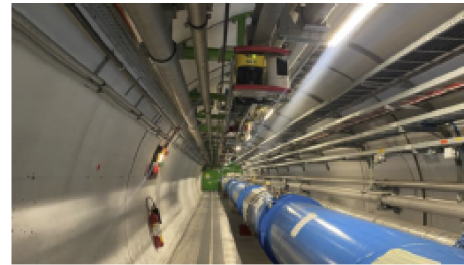
# CERN: 机器人隧道巡检

## Intervention Environments



Infrastructure is not designed to host robots

Need to constantly adapt robots to the environment



## Modular Designs

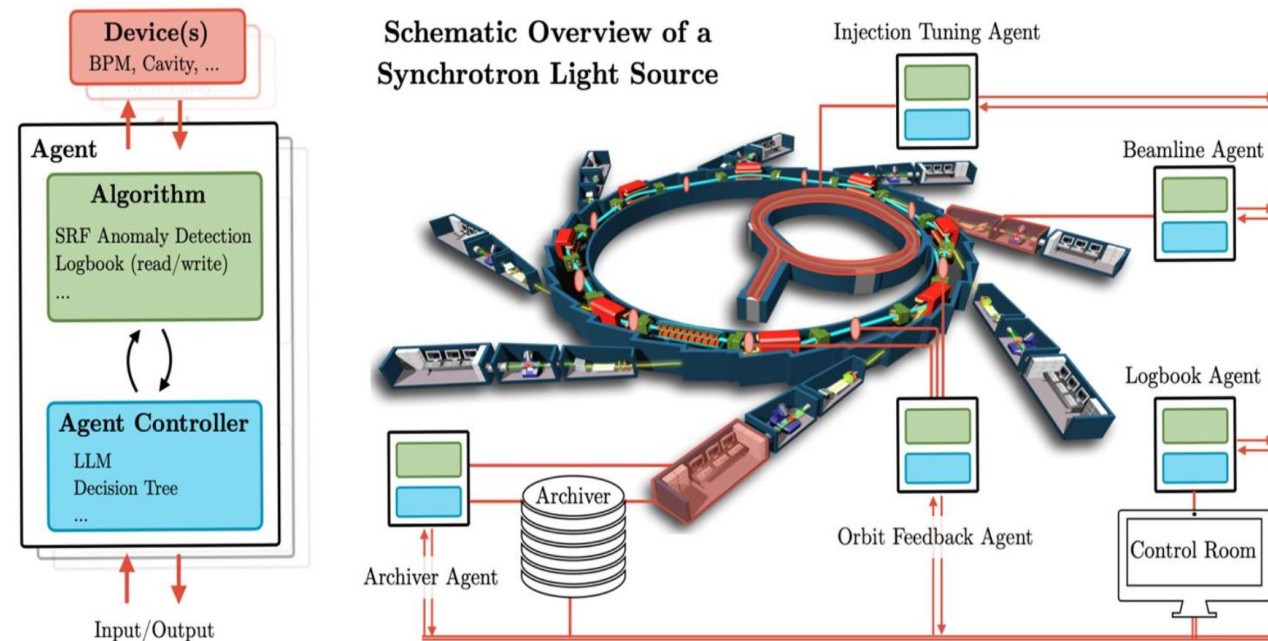


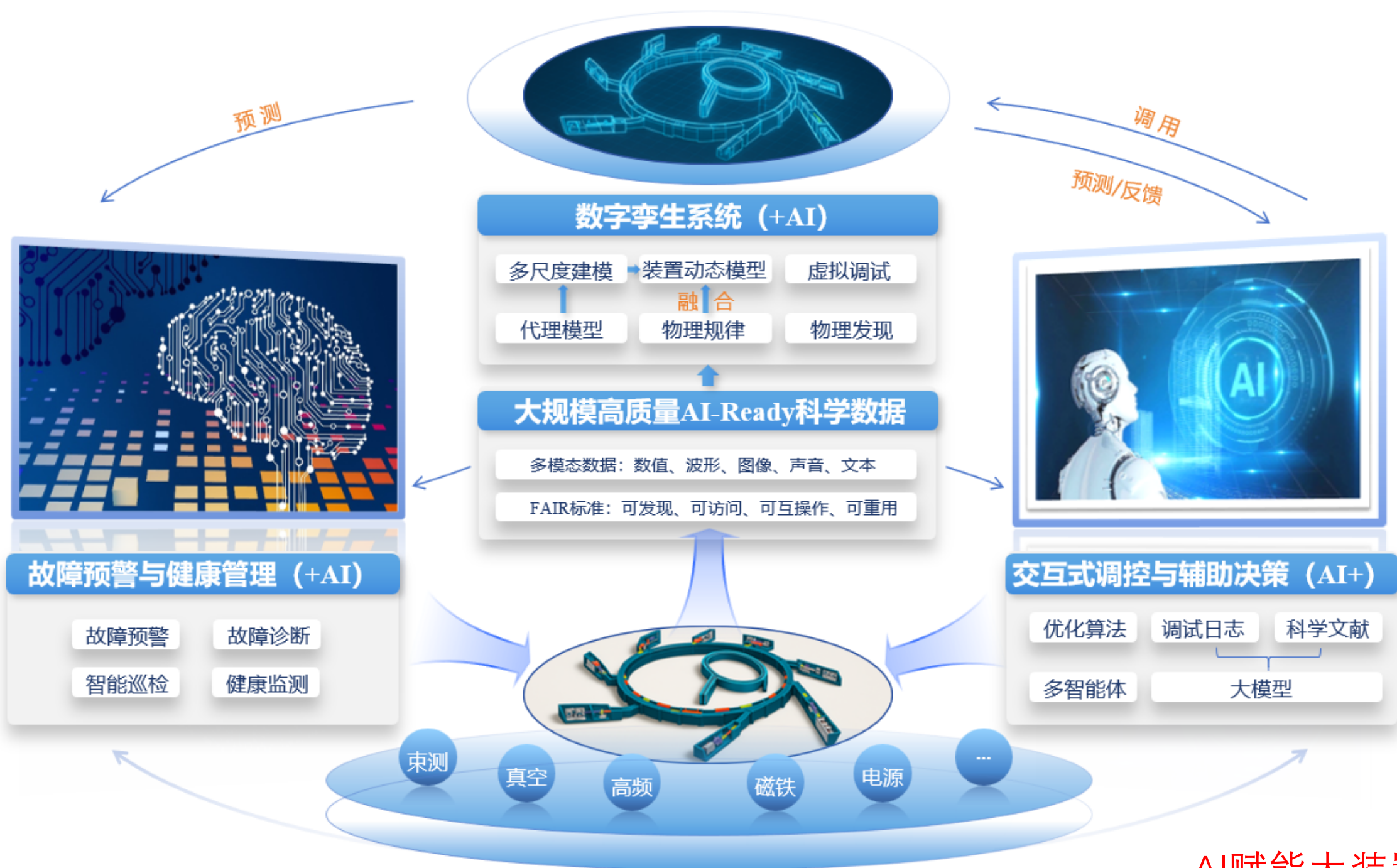
E. Matheson et al, machine learning and computer vision in robotic interventions at CERN boosting maintainability, 5<sup>th</sup> MALAPA workshop, 2025-03

# DESY 实验室：“自动化加速器” 框架

## Autonomous Accelerators

- Are we getting somewhere close to it?
- There is an impressive work in subparts of accelerators
- How to put these subparts together and run together?





AI赋能大装置

# 总结

- 机器学习已经在加速器的应用研究中展现出其强大的潜力。
  - 将机器学习与加速器研究领域已有的成熟方法与手段结合，可以进一步提升这些传统方法的效果或执行速度。
  - 机器学习在海量数据的实时处理及大量控制变量的同时调整等方面具有强大的应用潜力。这为机器、束流状态的实时分析及预测提供了可能。
  - 此外，在一些由于当前技术、理论、认知限制导致的“无人区”，例如超高重频、多维相空间的束流信息提取等方面，机器学习可以提供重要的实现路径。总而言之，机器学习正在成为加速器物理研究、在线调试优化以及技术研究等众多加速器研究领域的全新强有力研究工具。
- 展望未来10~20年，人工智能将在加速器等大科学装置中持续发挥愈加核心和决定性的作用，其影响不仅体现在局部性能提升或个别环节的智能替代上，而是在系统架构、运行逻辑、控制范式和科研方法层面产生全面而深刻的变革。
  - 从运行逻辑来看，系统将由人主导调参转为系统自主规划运行路径；
  - 从控制策略来看，将由线性反馈与经验规则转向基于策略学习与模型预测的主动控制；
  - 从科研流程来看，将由人工解析数据与离线建模转向模型在线学习与实时科学推断。

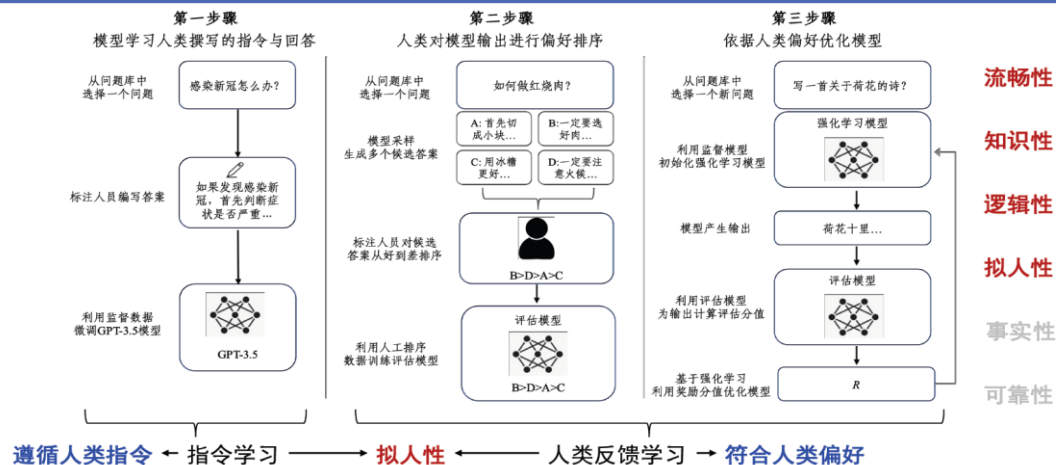
---

**报告结束，谢谢各位！**

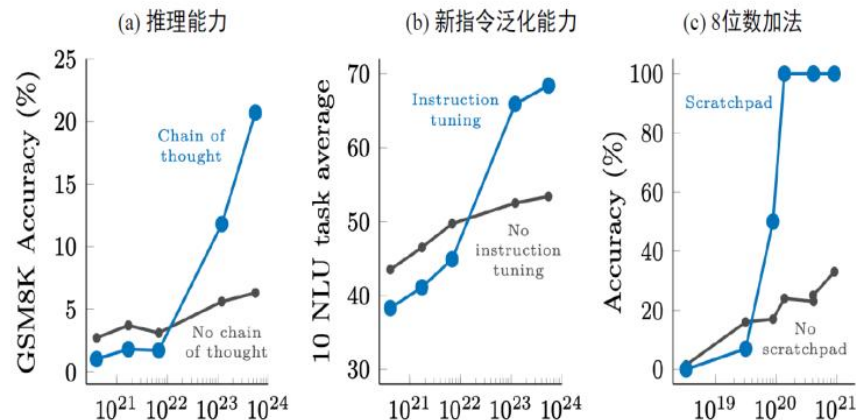


# 大模型：随参数增加，能力产生飞跃

## ChatGPT核心技术：基于人类反馈的学习



• 能力涌现：如果在较小的模型中不存在，但在较大的模型中存在，则该能力就是涌现的。研究发现，在100亿到1000亿参数区间产生能力涌现。



\*横坐标是模型参数规模，纵坐标是模型能力

## 大模型的通用性局限

- ① 事实检索性和复杂计算性任务效果差
- ② 实时性、动态变化性的任务无法实现
- ③ 超出模型训练数据类型的任务无法完成

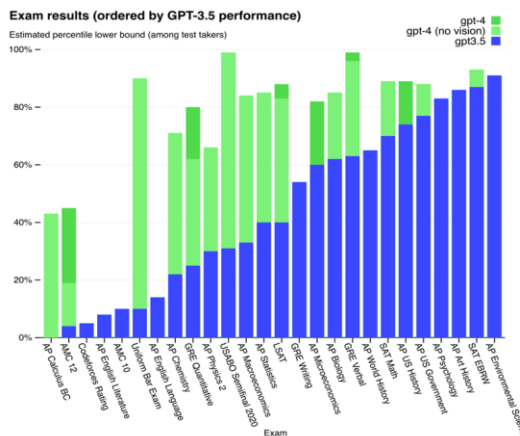
朱自清散文《背影》的第一句是什么？

$$12^{12} = ?$$

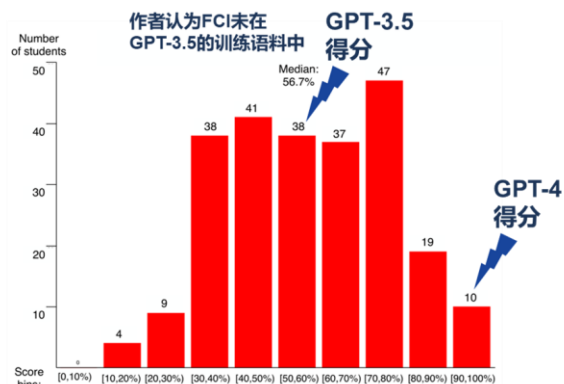
明天北京的天气怎么样？

这个图片中的路牌上写的是什么？

### 各学科专业考试



### 力学概念测试工具 (FCI)



West, Colin G., "Advances in apparent conceptual physics reasoning in GPT-4." ArXiv abs/2303.17012 (2023).

Courtesy Jiajun Zhang