



2025-0524

超越标准模型 人工智能与探索新物理模型

Nanosecond pulsed cryogenic plasma

汇报人：郭逸兮
学号：SA24048002

目录

01 背景介绍
Background

02 领域现有工作介绍
Existing work

03 个人工作结合
Conclusion

04 总结与展望
Summary and outlook

01

背景介绍

1 背景介绍

Background



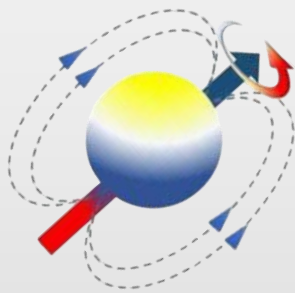
古典自然哲学阶段



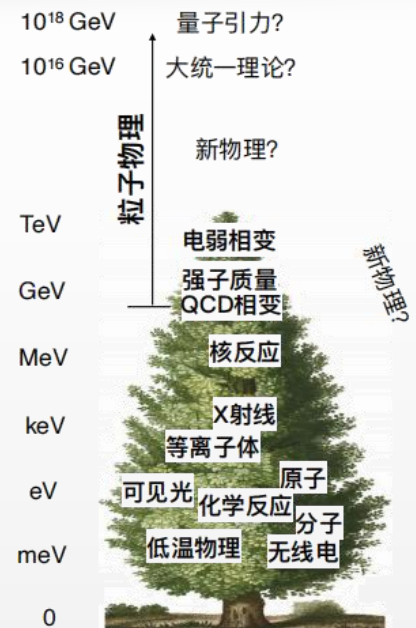
经典物理阶段



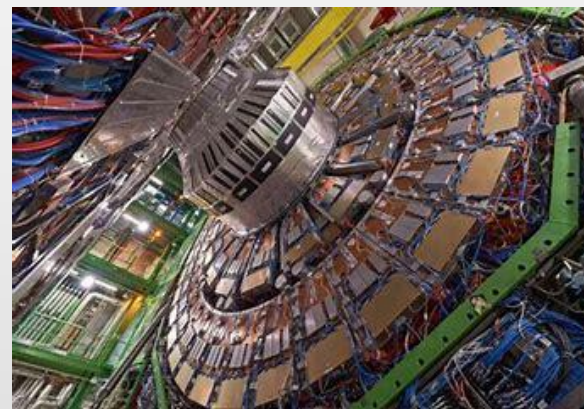
现代物理诞生



微观/高能物理发展阶段

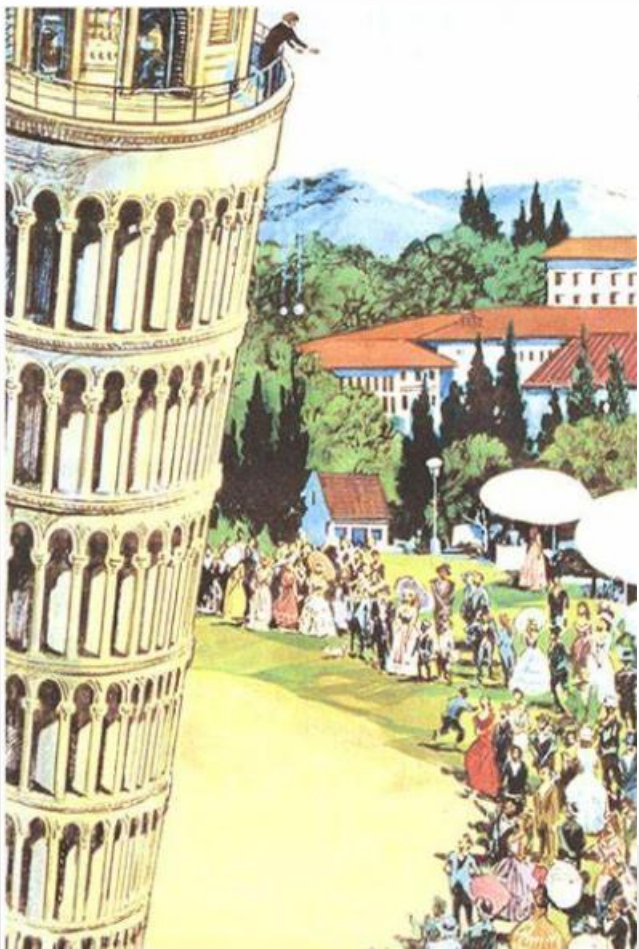


现代前沿物理阶段

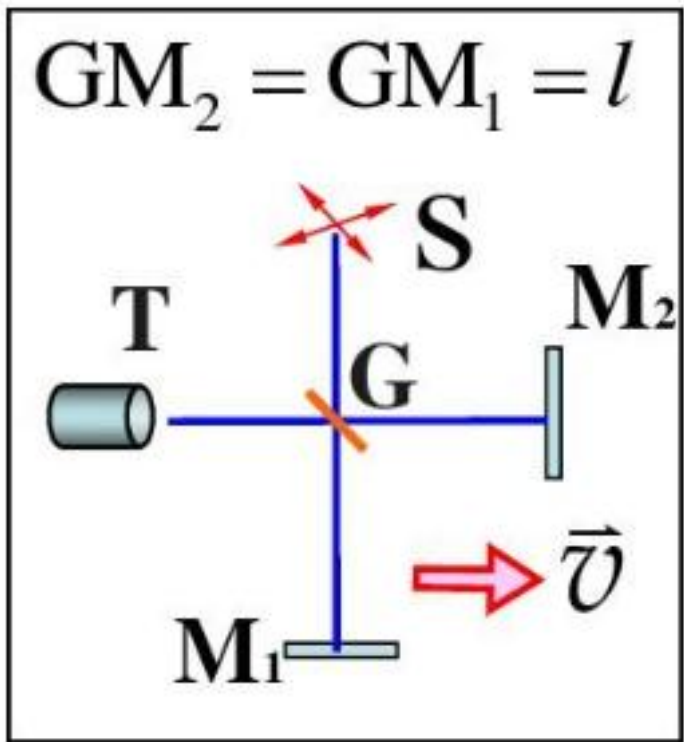


1 背景介绍

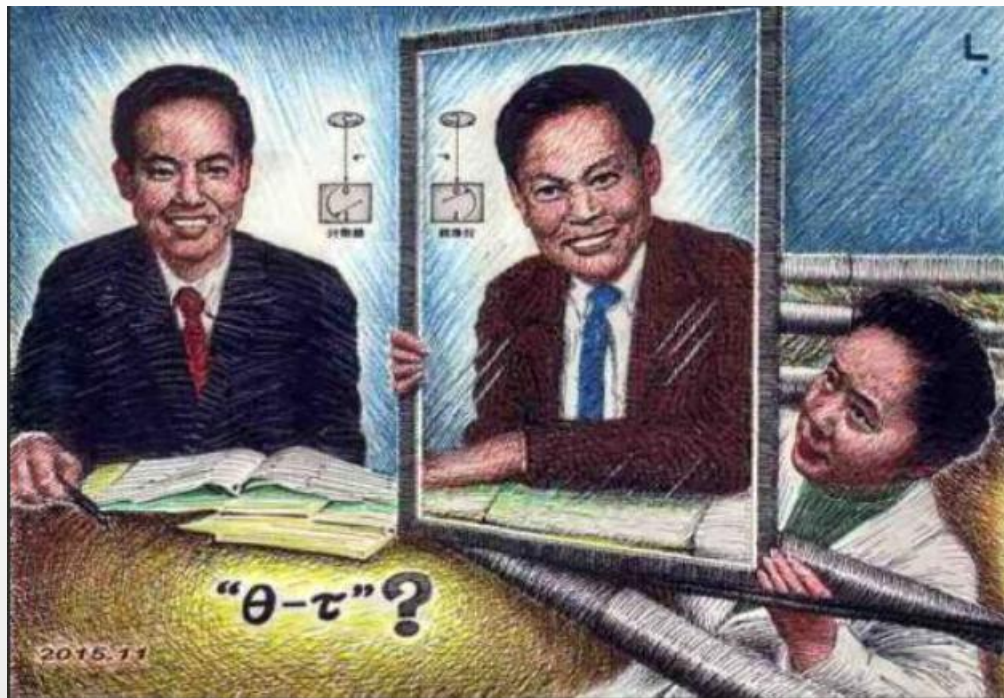
Background



伽利略两个铁球同时落地



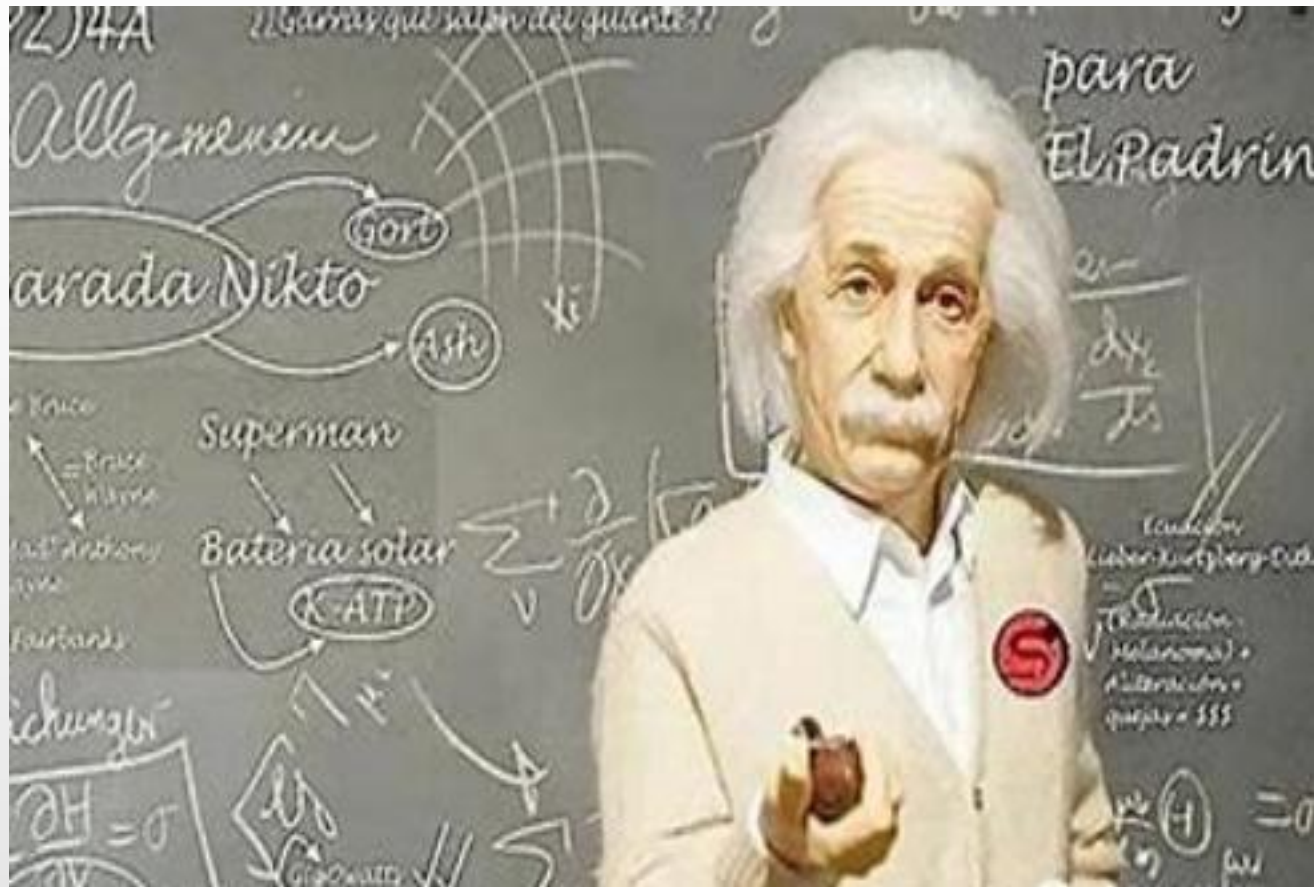
迈克尔逊干涉实验

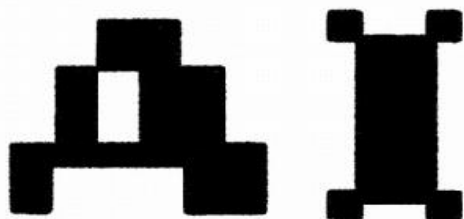
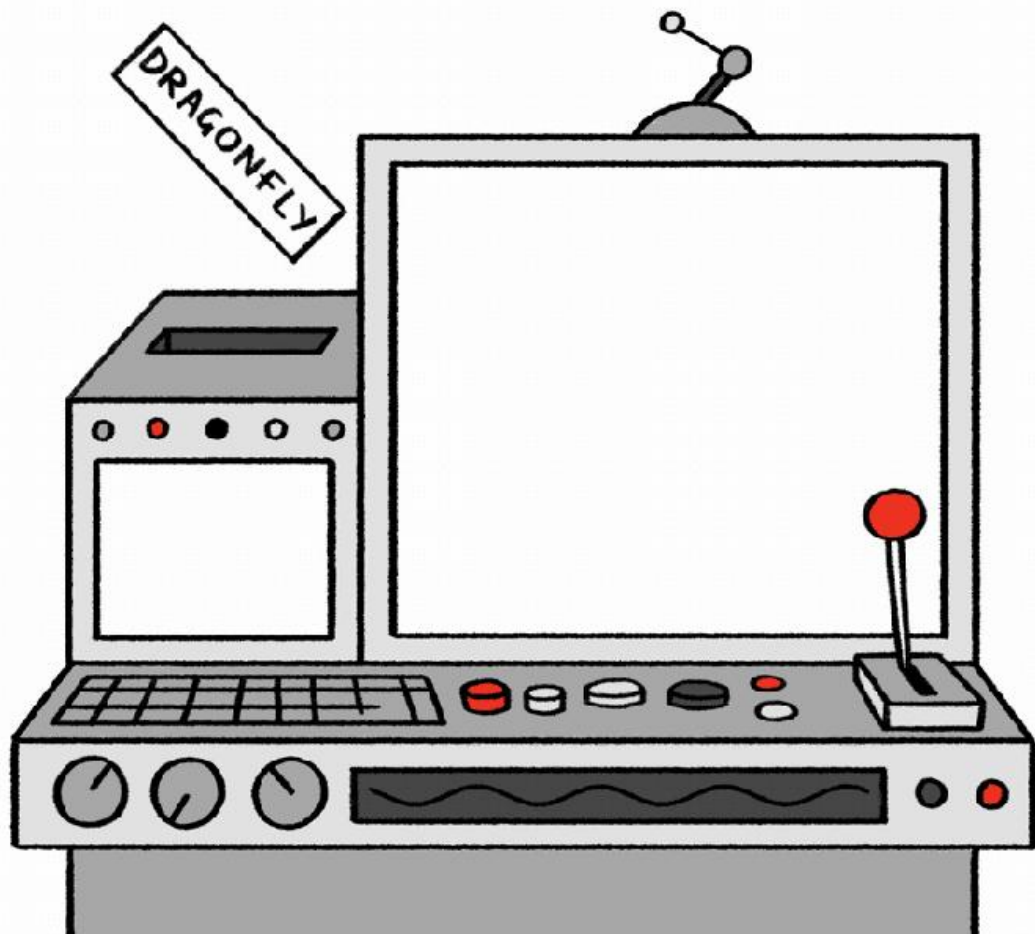


弱相互作用力下的宇称不守恒



提出一个问题
往往比解决一个问题
更重要





AI
(,ei'ar) *abbreviation for*
artificial intelligence:
the modelling of
human mental
functions by
computer programs

#CollinsWOTY

根据著名的美国词典《哈珀柯林斯词典》，2023年的年度词汇是人工智能（AI）。诸如机器学习（ML）、物联网（IoT）、自动化和自然语言处理等AI技术已经取得了显著的技术进步，影响了几乎所有行业和社会。

02

领域现有工作介绍



1.1数据质量监测

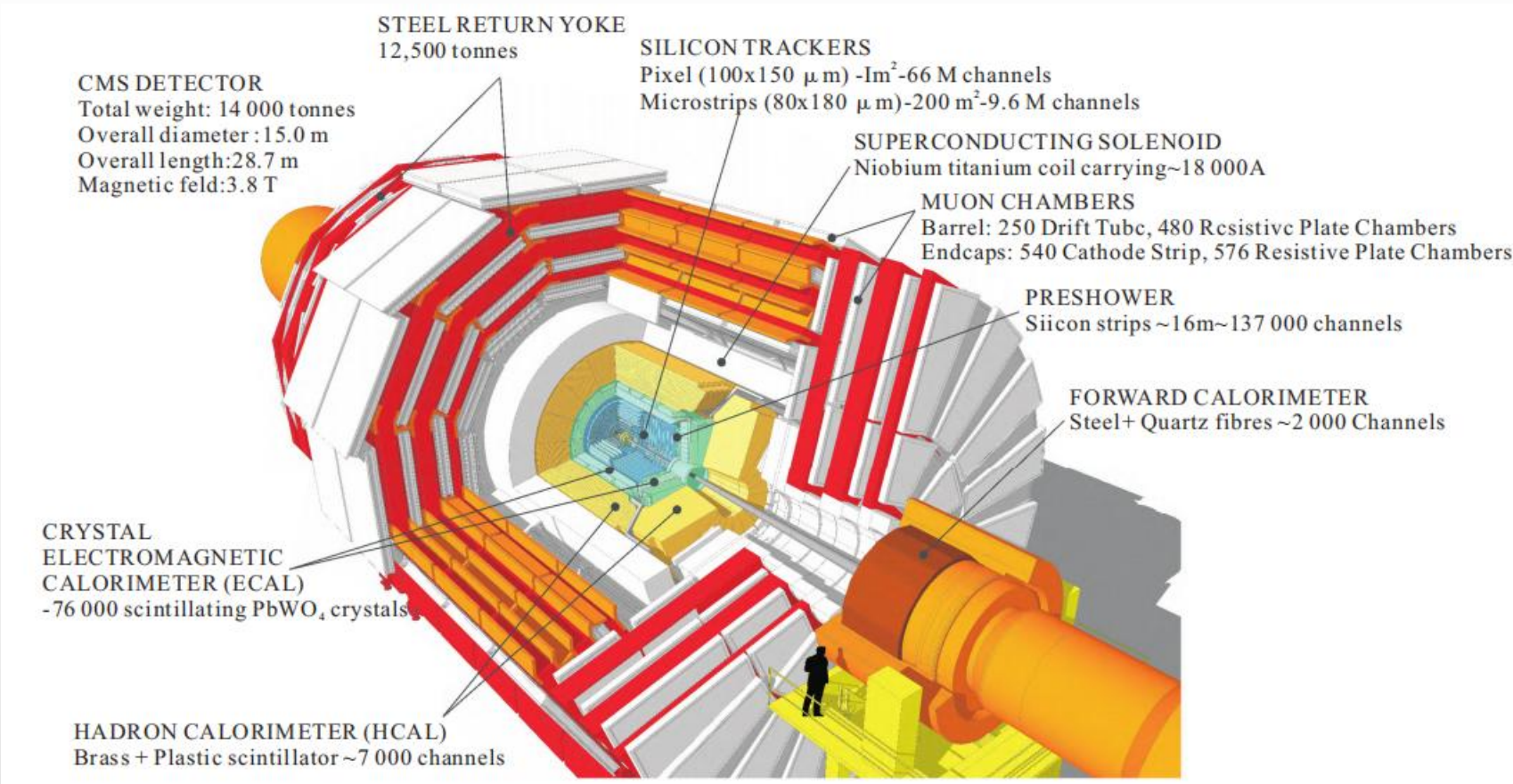


图1 线 为实验中探测器的整体结构^[1]。

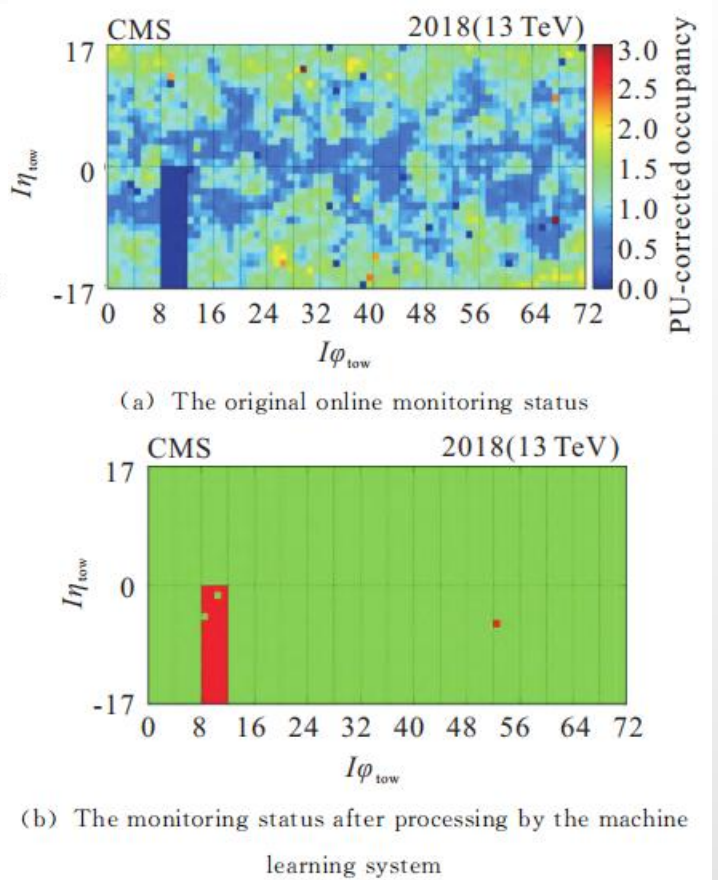


图2 电磁量能器的在线监测情况^[2]。



1.2 触发系统

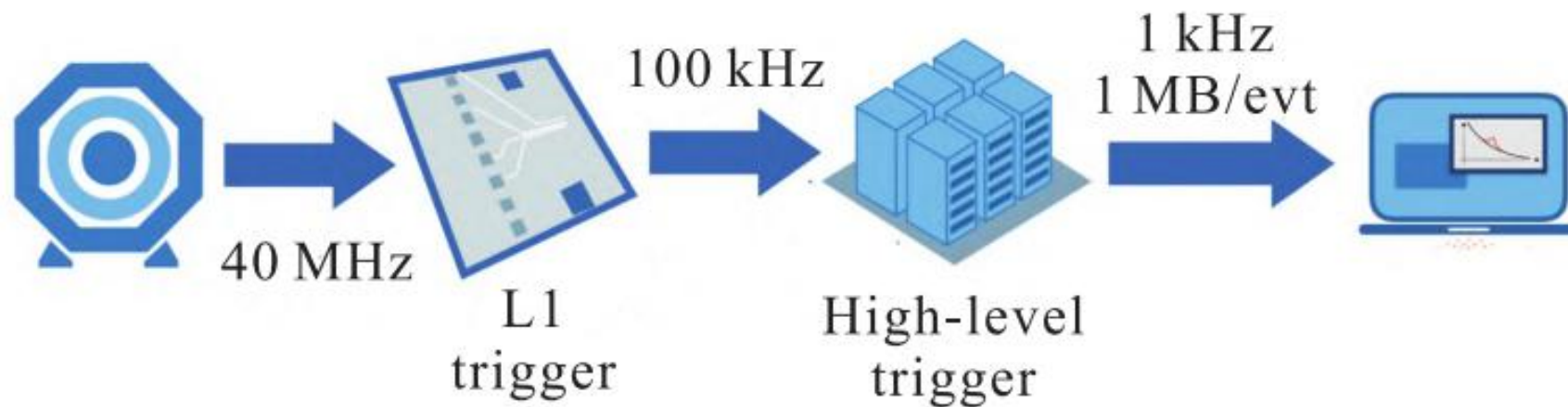


图3 LHC上 CMS实验的数据流^[3]

LHC实验的碰撞频率高达40 MHz，每个事件数据量为几MB。

全部保存不切实际，因此需两级触发系统（Level-1 和 High-Level Trigger）进行筛选，将速率从40 MHz降至1 kHz。

(1)BDT 用于 CMS端盖 μ 子触发器^[4]:这是在LHCL1触发器中首次实现的机器学习算法。

(2)神经网络用于ATLAS瓦片型量能器(TileCal)的信号处理^[5]

(3)hls4ml^[6]:hls4ml是一个工具,能够将传统的机器学习模型转换为可以在可编程逻辑控制器(如 FPGA)上高效运行的高层次综合代码。

(4)DL2HDL^[7]:DL2HDL是一个能够将深度学习框架中的模型转换为低级硬件描述语言(HDL)的工具,用于通用硬件协同设计。

2. 模拟生成模型

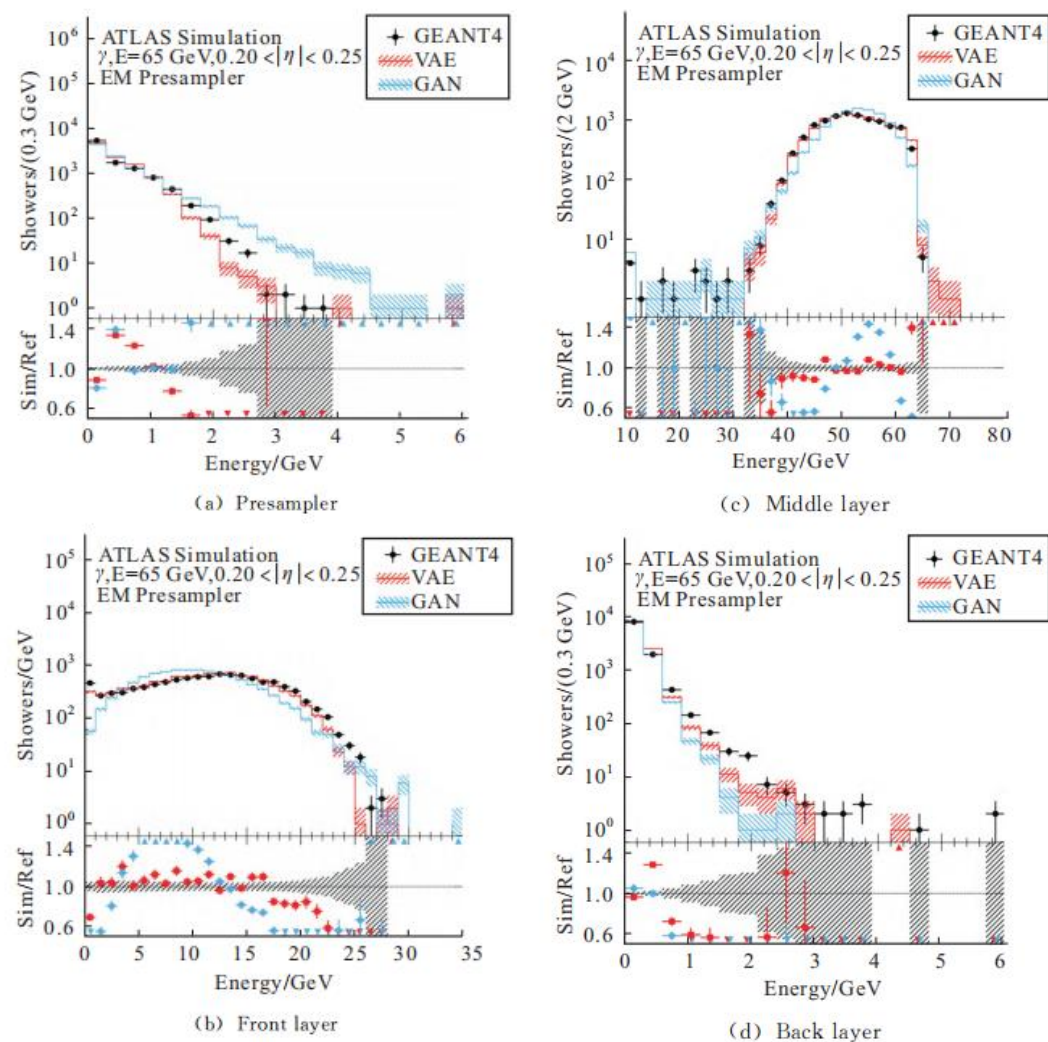
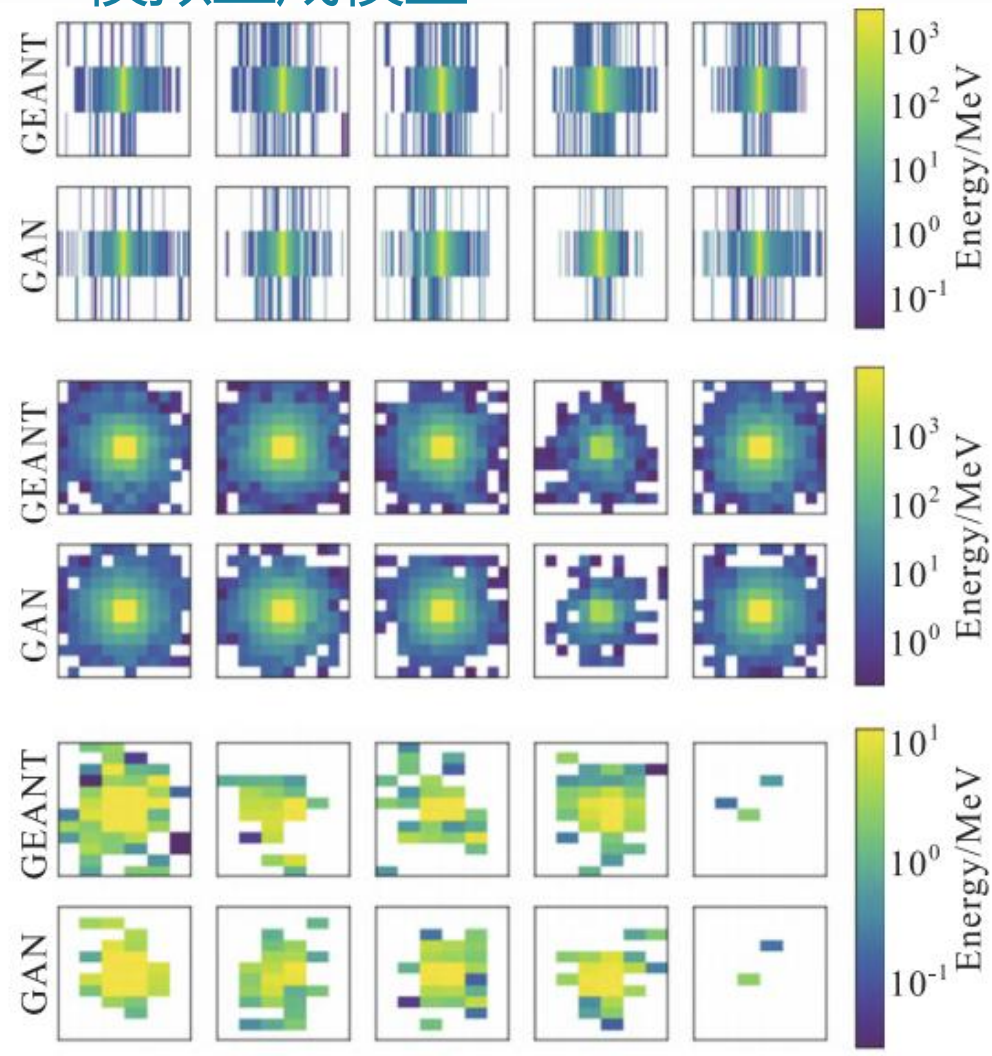


图4 利用 GEANT4和 CaloGAN生成的随机正电子 图5 能量光子在各量能器层中的能量沉积模拟^[8]



3. 数据重建

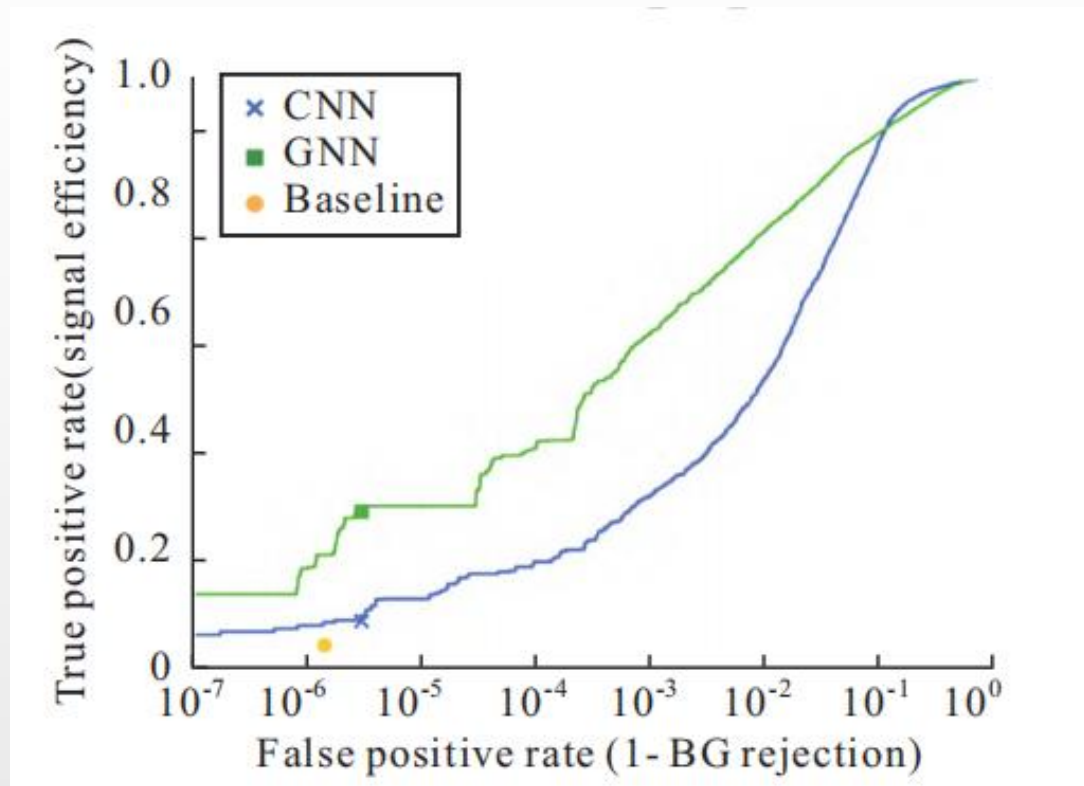


图6 IceCube实验 GNN算法、CNN算法的 ROC 曲线与传统算法的效率对比^[9]

图神经网络(graphneuralnetwork,GNN)近年来在高能物理领域也开始得到应用,但目前还没有像 CNN 那样广泛,一个典型的 GNN 应用案例是IceCube实验中的事件分类^[9]。IceCube实验是位于南极冰盖下方的中微子望远镜,其主要目的是研究来自遥远天体源的高能中微子。该实验的探测器由一系列埋在冰中的光电倍增管探测模块(digitalopticalmodules,DOMs)组成,用于测量中微子与冰发生相互作用时产生的切伦科夫辐射信号。IceCube探测器包含约6000个 DOM,它们排列成不规则的3维六角形几何结构,非常适合用图结构来表示

03

个人工作结合



生成图像评估指标

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{\max(PET_{Pred})}{\sqrt{MSE(PET_{Pred}, PET_{AC})}}$$

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

可以量化评估人工智能生成模型的水平，找到差异性大的数据



可以结合图像级别的预测进行特异数据筛选——需要足够精确的预测模型

Target Image - Row 240

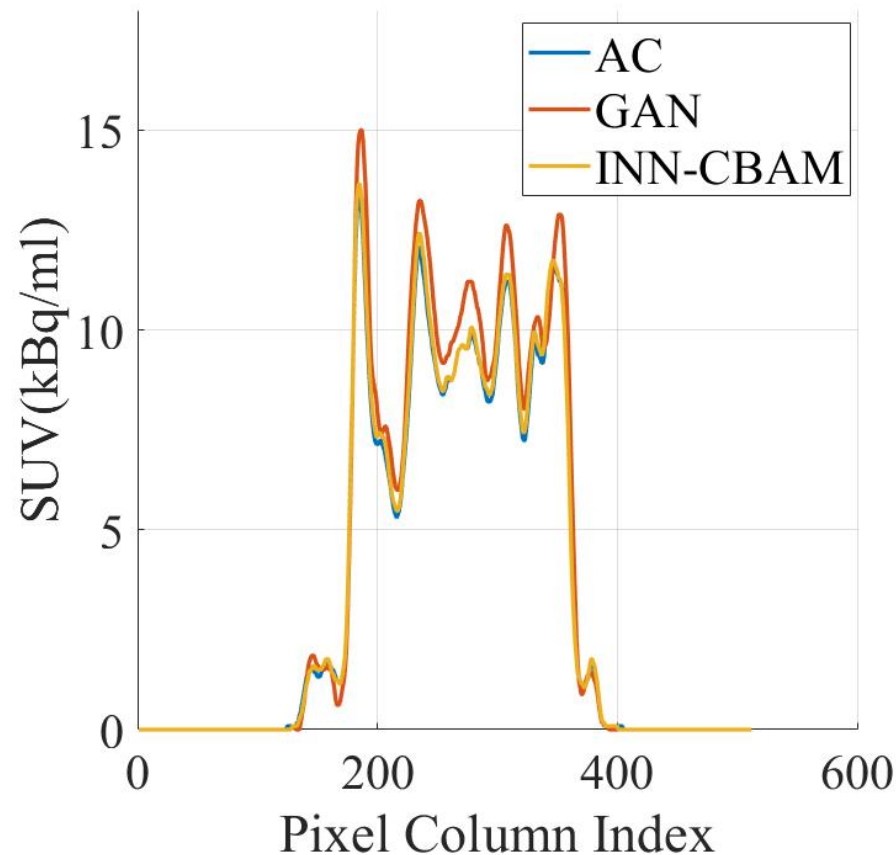
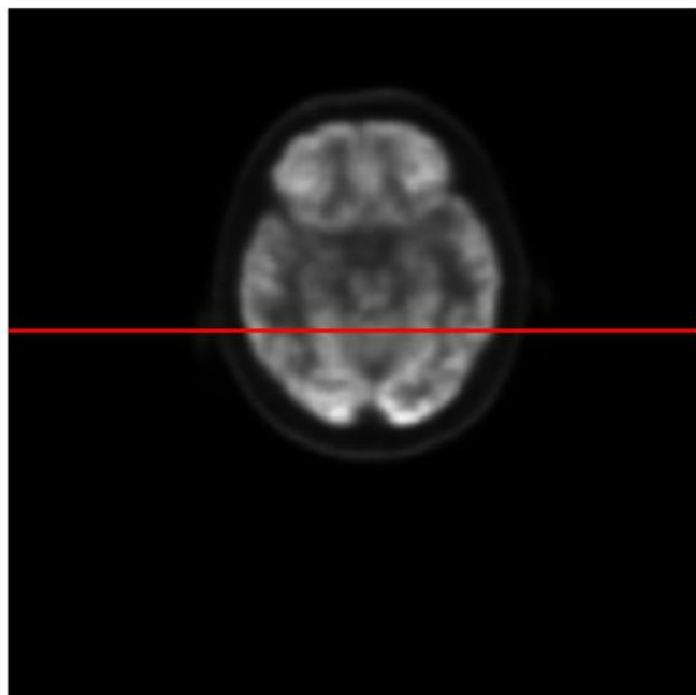


图6 医疗影像学中不同性能的网络，AC为原数据，GAN为传统模型误差较大，INN-CBAM为个人制作的高性能网络



如果和之前训练模型不同会有偏差，意味着可能出现了之前未检测的粒子

Target Image - Row 240

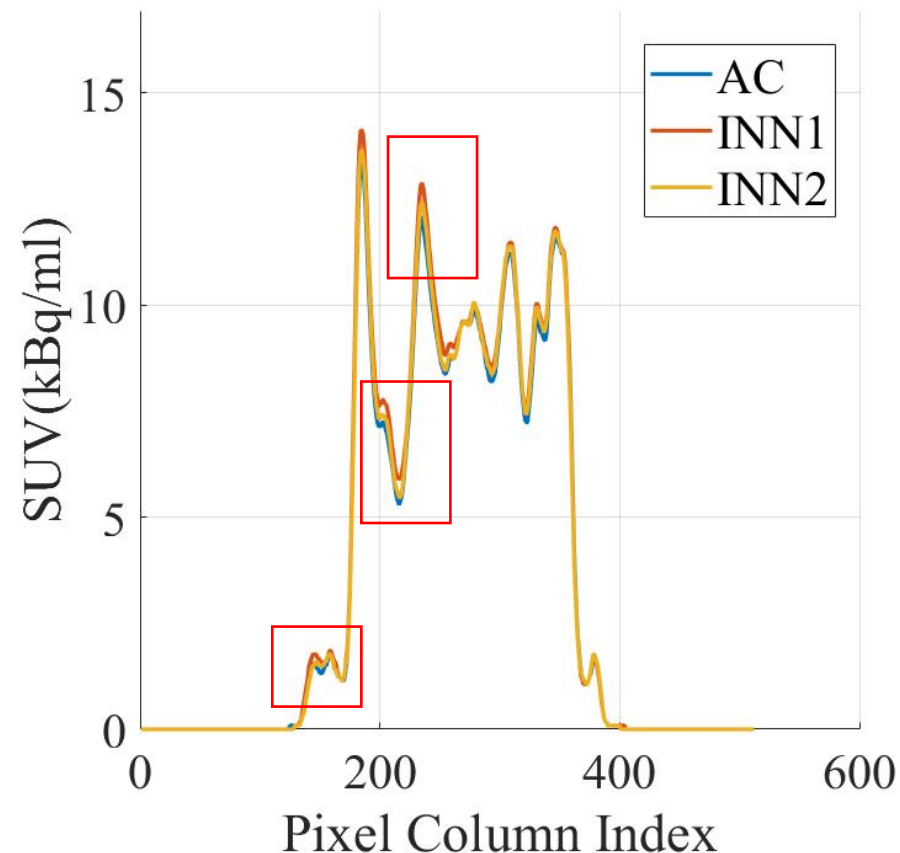
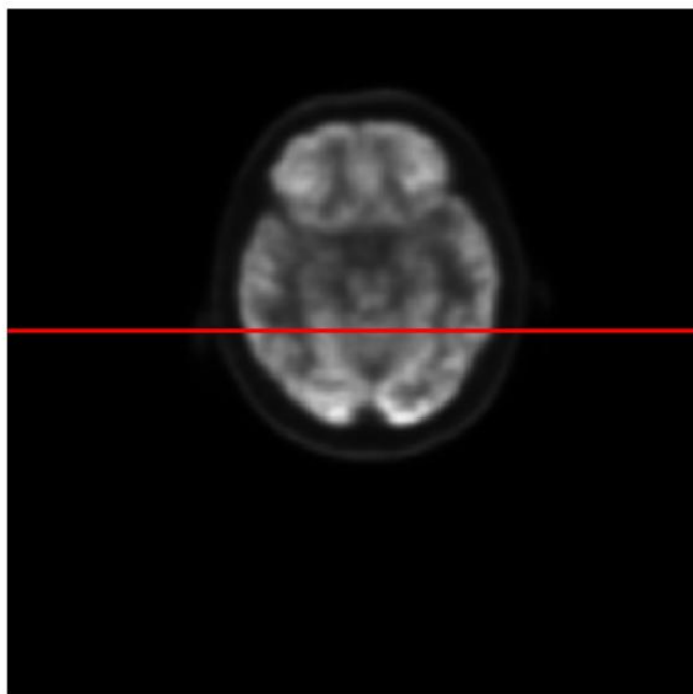


图7 出现扰动后存在的偏差，INN1，INN2为不同模型，AC为原数据，INN1为基于该AC非同源数据的训练，INN2为基于该AC同源数据的训练

04

总结与展望



数据获取： 智能监测与异常检测（Autoencoder等）；

触发系统： BDT、神经网络与FPGA硬件协同优化；

模拟生成模型： GAN/VAE实现近似GEANT4的高速仿真；

数据重建与分析： CNN、GNN、DNN深入挖掘粒子与事件信息。

可能的新粒子： 利用“图生图”模型进行直观预测将误差大的地方作为重点目标

05

附录



参考文献

1. CMS Experiment. Detector [Z/OL]. [2024-12-31]. <https://cms.cern/detector>.
2. CMS ECAL Collaboration. Autoencoder-based anomaly detection system for online data quality monitoring of the CMS electromagnetic calorimeter [J]. Comput Softw Big Sci, 2024, 8:11.
3. Calafiua P, Rousseau D, Terao K. Artificial Intelligence for High Energy Physics [M]. New Jersey: World Scientific, 2022.
4. CMS Collaboration. Boosted decision trees in the level-1 muon endcap trigger at CMS [J]. J Phys Conf Ser, 2018, 1085(4): 042042.
5. Arciniega J O, Carrió F, Valero A. FPGA implementation of a deep learning algorithm for real-time signal reconstruction in particle detectors under high pile-up conditions [J]. J Instrum, 2019, 14(09): P09002.
6. Duarte J, Han S, Harris P, et al. Fast inference of deep neural networks in FPGAs for particle physics [J]. J Instrum, 2018, 13: P07027.
7. Wielgosz M, Karwatowski M. Mapping neural networks to FPGA based IoT devices for ultra-low latency processing [J]. Sensors, 2019, 19: 2981.
8. ATLAS Collaboration. Deep generative models for fast photon shower simulation in ATLAS [J]. Comput Softw Big Sci, 2024, 8:7.
9. Choma N, Monti F, Gerhardt L, et al. Graph neural networks for IceCube signal classification [C]// 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA). Orlando, 2018.
- 10.赵静宜.人工智能在高能物理领域的应用：探索未知的利器[J].现代应用物理,2025,16(01):94-103.

谢谢观看！
