

# 基于机器学习的eXTP卫星PFA载荷

## 地面和在轨光电子径迹重建

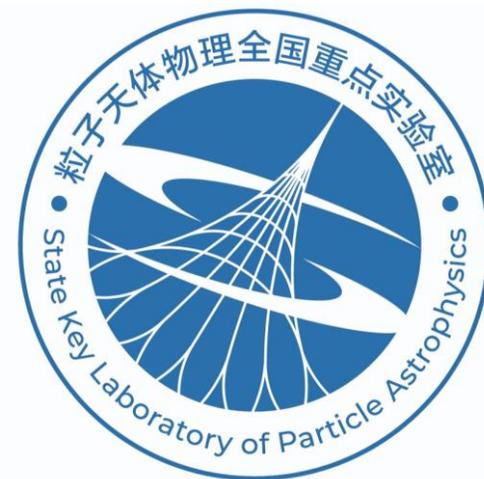
姜维春

代表eXTP-PFA载荷团队

第三届量子计算与机器学习研讨会，青岛，2025-08-23

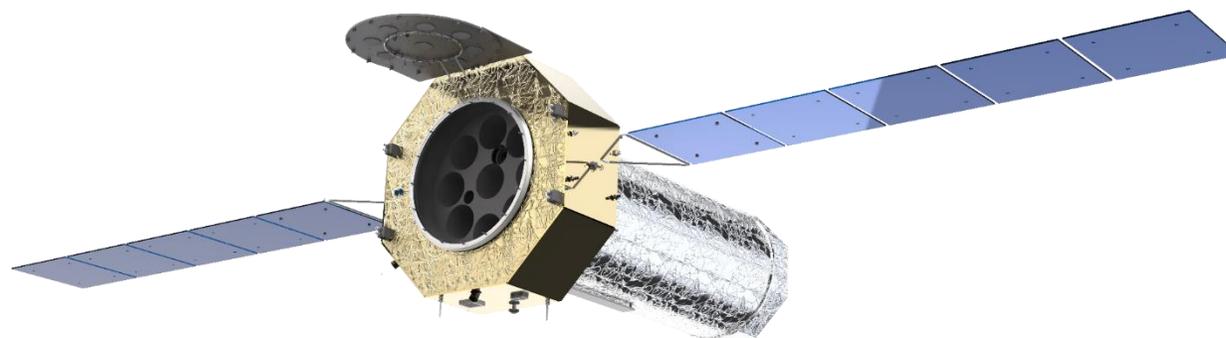


中国科学院高能物理研究所  
*Institute of High Energy Physics*  
*Chinese Academy of Sciences*





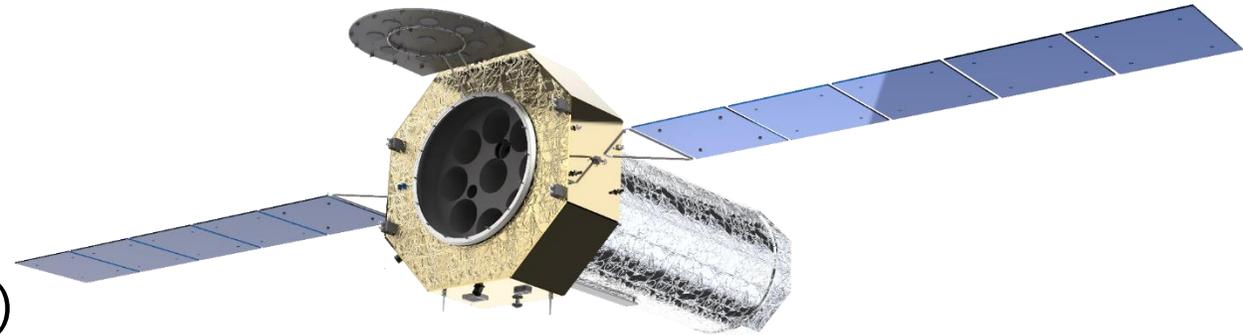
1. eXTP卫星PFA载荷简介
2. 气体像素探测器（GPD）光电子径迹重建
3. 基于机器学习的地面光电子径迹重建研究进展
4. 基于机器学习的在轨光电子径迹重建研究进展
5. 总结与展望



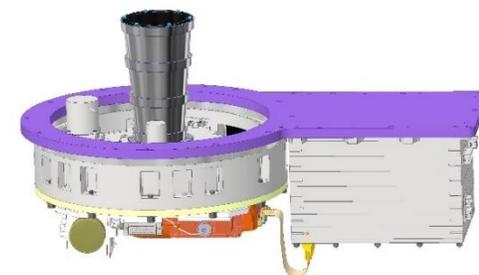
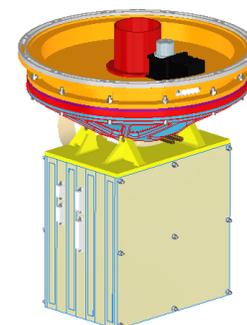
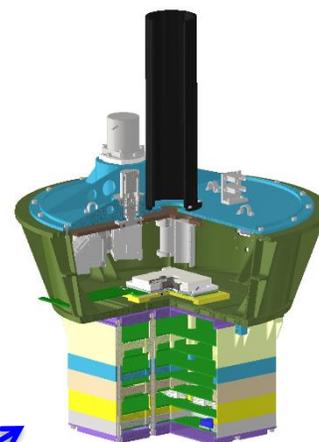
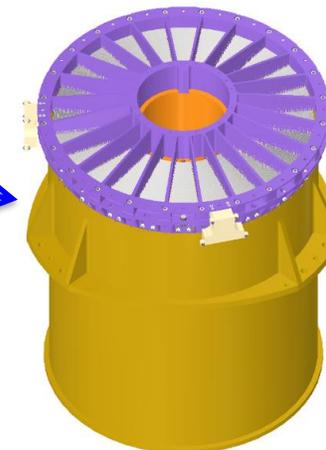
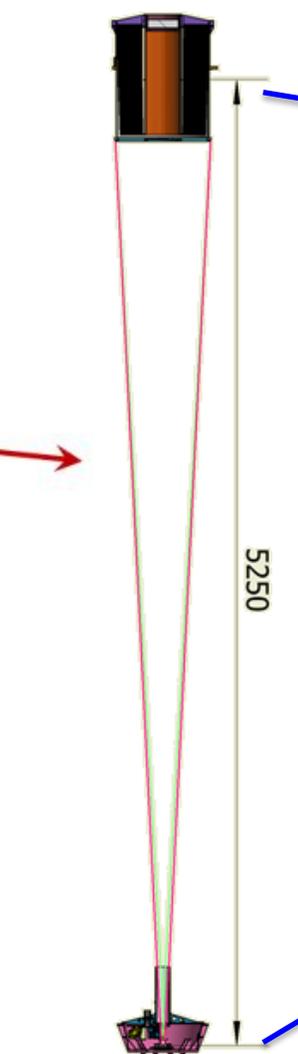
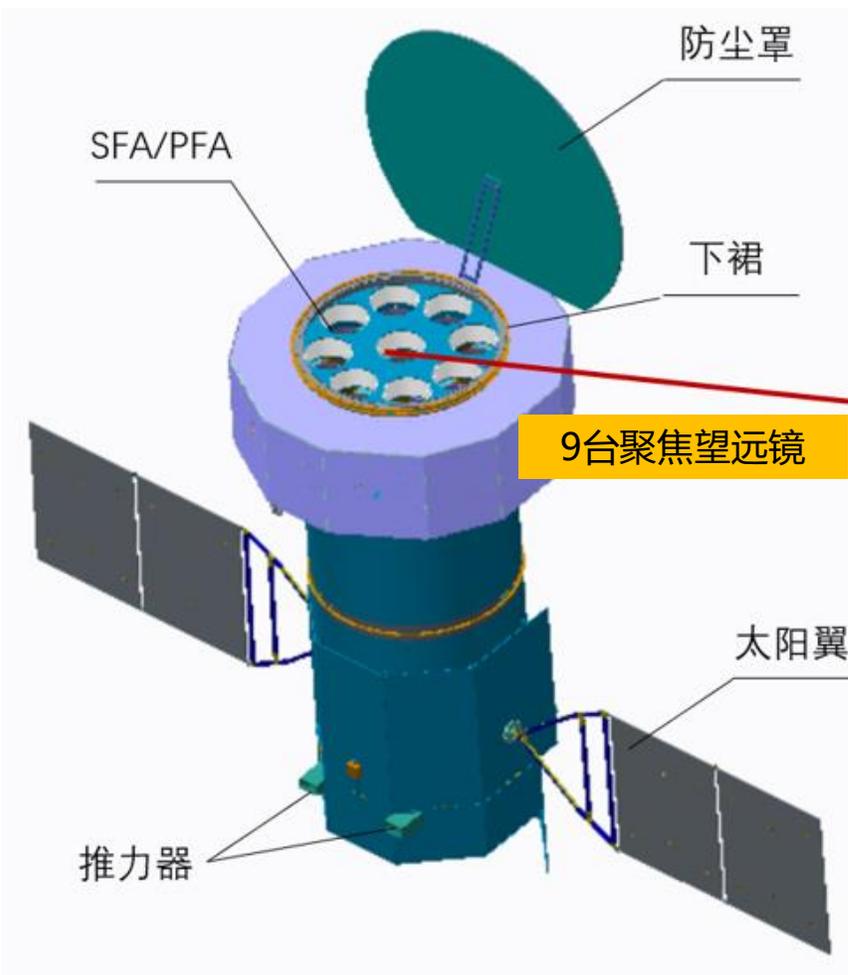
# 增强型X射线时变与偏振空间天文台 (eXTP)

## enhanced X-ray Timing and Polarimetry Mission

- 科学目标: “一奇二星三极端”: 通过观测黑洞、中子星或夸克星理解极端引力、极端磁场和极端密度条件下的极端宇宙物理规律
- 探测能力: 0.5-10 keV,  $\sim 2700 \text{ cm}^2 @ 6 \text{ keV}$ ; 高时间分辨、高能量分辨、高精度偏振探测, 综合能力比以往的X射线天文卫星有显著提升
- 卫星初步方案:
  - 高精度、高稳定度定点观测, 具备ToO能力
  - 轨道: LEO,  $\leq 20^\circ$ , 高度:  $\sim 610 \text{ km}$
  - 观测效率 $\geq 70\%$  (目标80%, 地影区快速机动)
  - CZ-8A或同等运力火箭, 文昌发射场
  - 总重量约5.0吨, 设计寿命5 (8) 年, 已经立项, 计划2030年发射



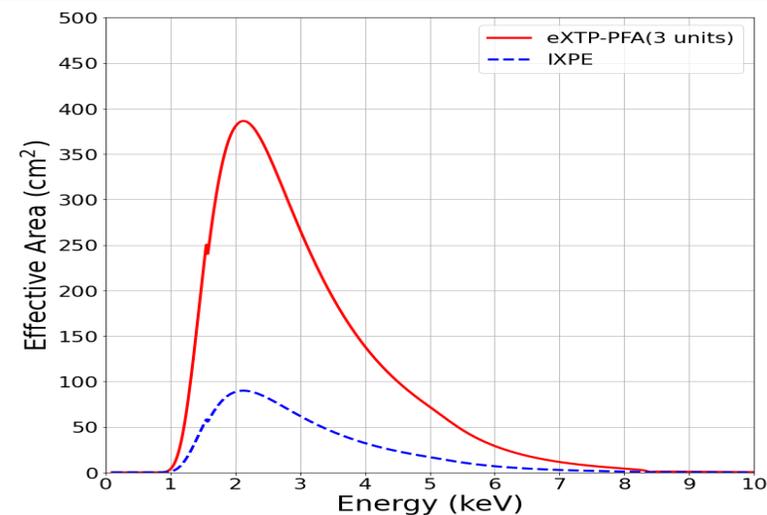
# eXTP卫星上的偏振测量X射线聚焦望远镜阵列-PFA



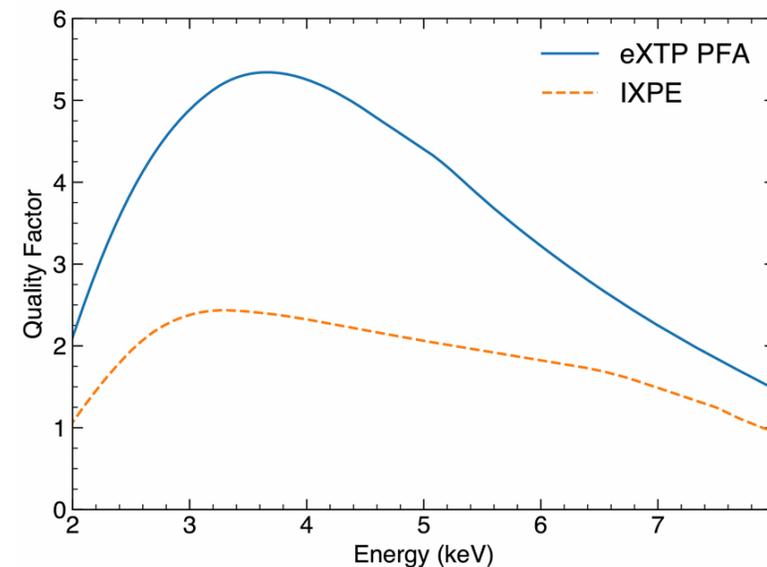
- PFA、SFA-T、SFA-I视场中心指向相同，逐事例记录来自目标天体的X射线光子；
- 目标源的选择及必要的后随观测通过调整卫星姿态实现。

# PFA载荷技术指标

主要参数	指标要求
配套数量	3
X射线光学	Wolter-I 型
探测器	气体像素探测器GPD
焦距	5.25m
★总有效面积	$\geq 180 \text{ cm}^2 @ 3 \text{ keV}$
★能量范围	2-8 keV
★能量分辨 (FWHM)	$\leq 1.8 \text{ keV} @ 6 \text{ keV}$
视场	8'×8'
聚焦镜角分辨	HPD $\leq 30'' @ 3\text{keV}$
调制因子	$\geq 50\% @ 6 \text{ keV}$
★时间分辨	$\leq 10 \mu\text{s}$
★定时精度	$\leq 4 \mu\text{s}$
★总死时间	$\leq 30\% @ 1 \text{ Crab}$
偏振响应稳定度	$\Delta P/P \leq 5\%$
★最小可测偏振度 (MDP)	$\leq 3\% (10^6 \text{ s}, 1\text{mCrab})$
★背景 (含粒子本底和宇宙弥漫背景)	$\leq 0.8 \text{ cts/s} (2-8 \text{ keV})$
★亮源观测能力	15 Crab



PFA的有效面积：国际领先

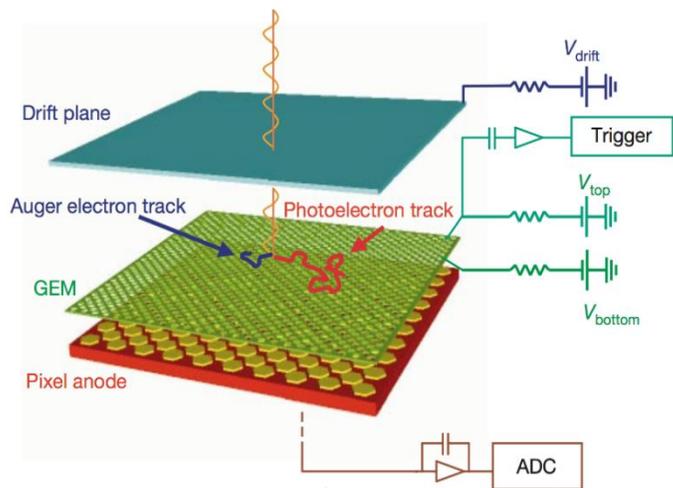


PFA的品质因子：国际领先

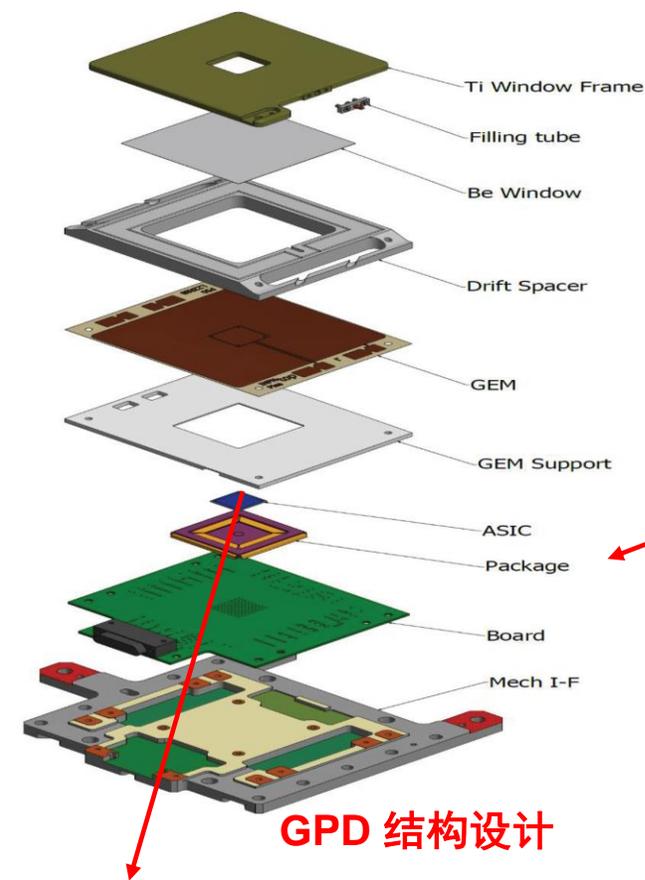
# PFA焦平面相机设计

转轮机构，7个档位：偏振源、3种非偏振源、厚膜，全开放、全遮挡

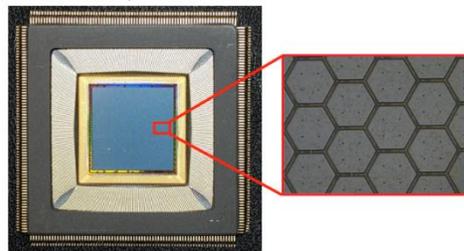
	PFA
基本配置	成像型气体探测器 (GPD), 通过光电子径迹方向分布测量X射线偏振
探测器面积	$\geq 12 \times 12 \text{ mm}^2$ (8')
位置分辨	$\leq 0.2 \text{ mm}$ (8")
能量范围	2-8 keV
能量分辨	$\leq 1.8 \text{ keV @ } 6 \text{ keV}$
调制因子	$\geq 0.5 @ 6 \text{ keV}$
时间分辨	$\leq 10 \mu\text{s}$



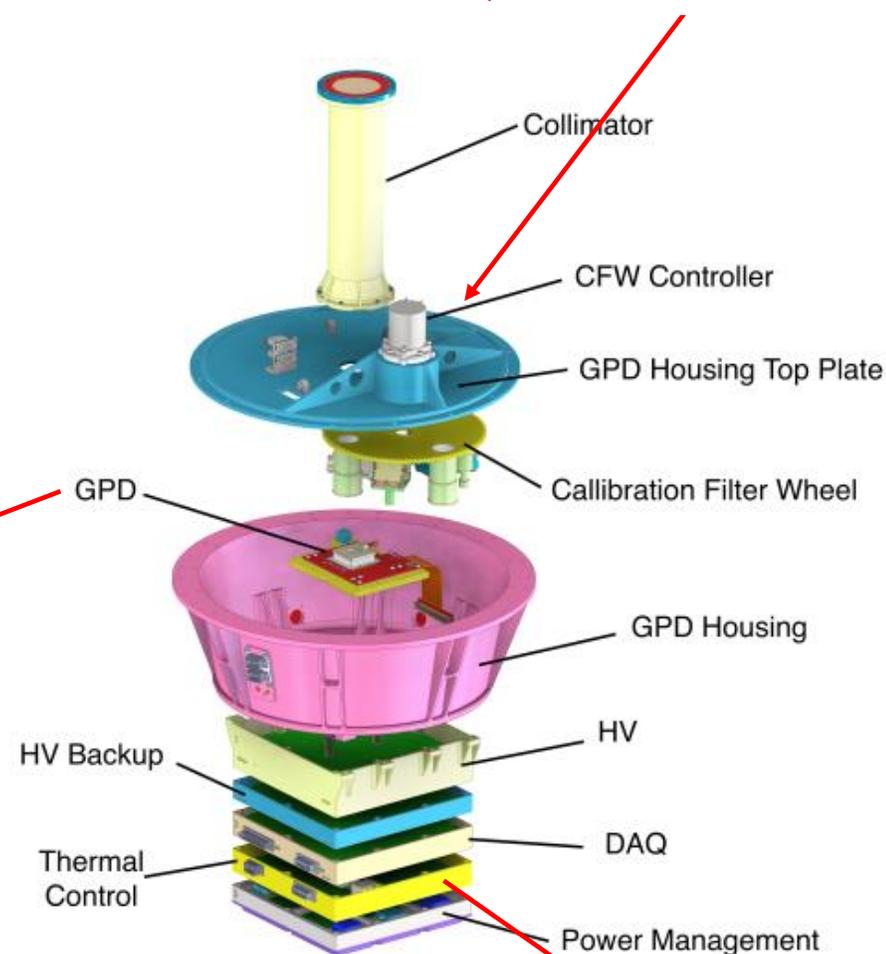
GPD 工作原理



GPD 结构设计



探测、读出ASIC (像素数量 $10^5$ )



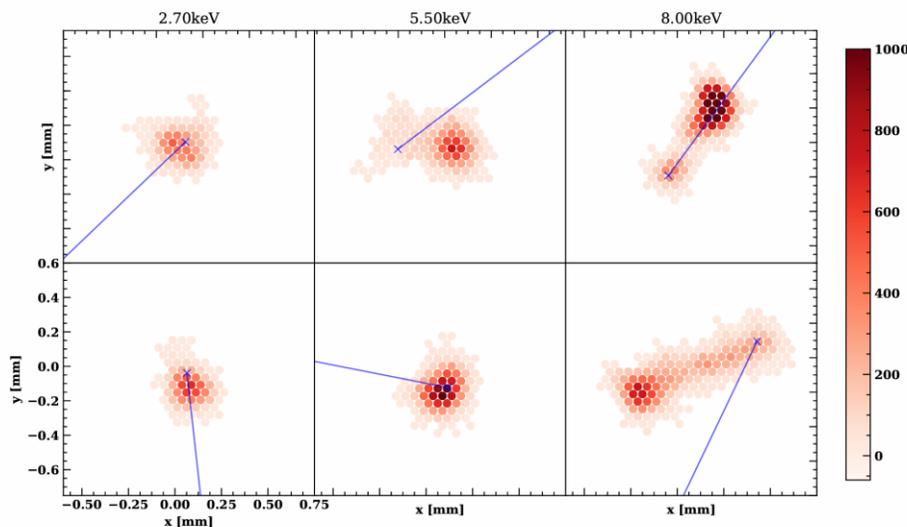
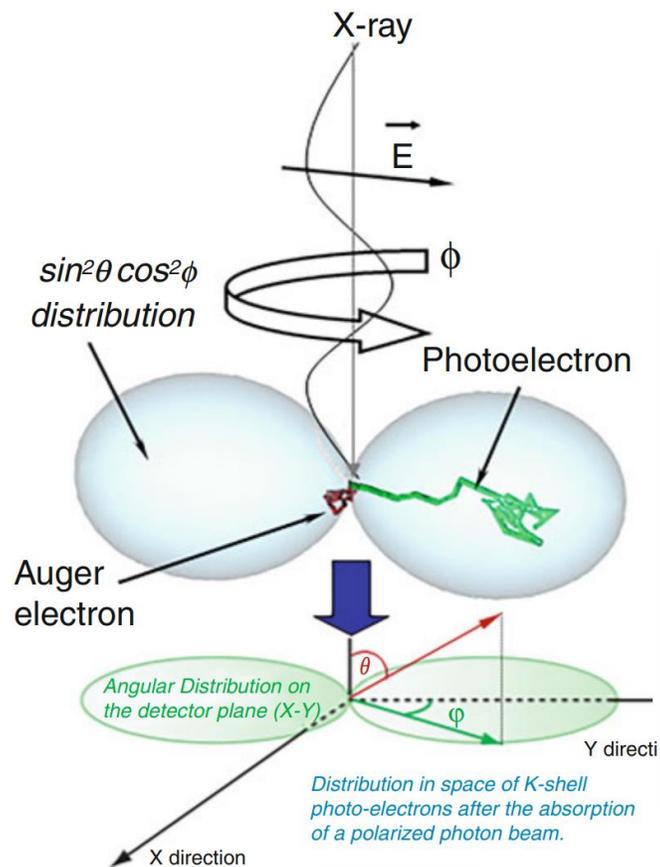
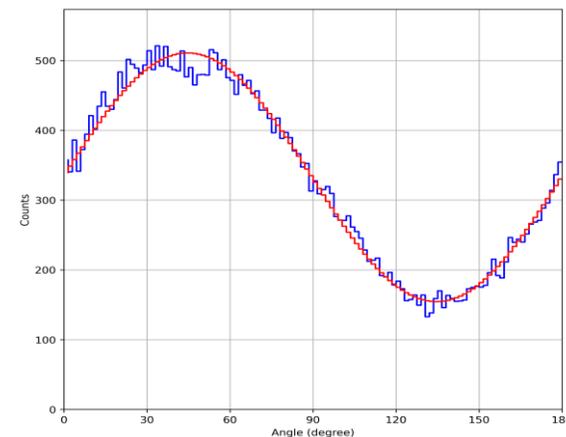
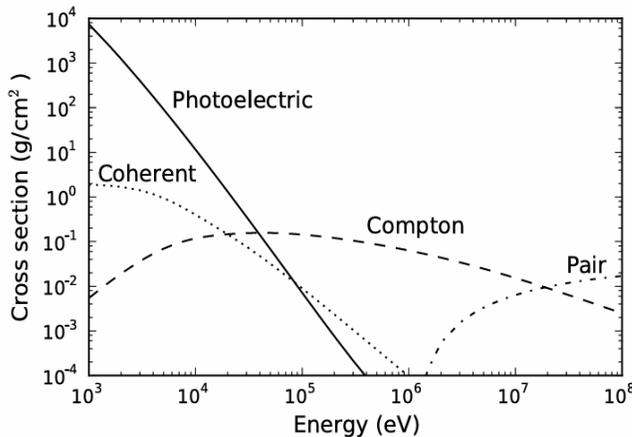
电子学

PFA焦平面相机整体结构

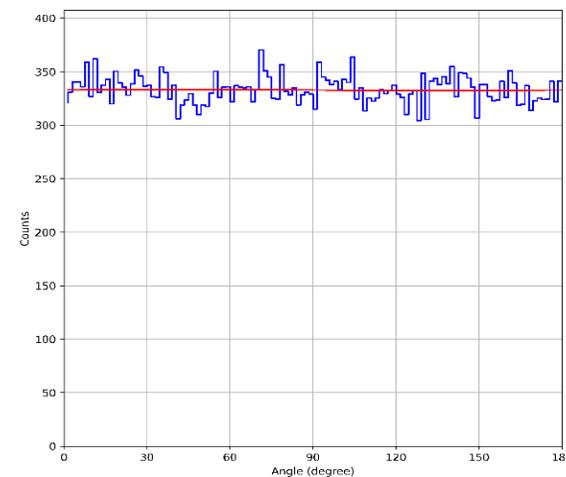
# 灵敏度X射线偏振探测技术 — 径迹测量+重建

$$\mu = \frac{S_{\max} - S_{\min}}{S_{\max} + S_{\min}}$$

$$\frac{\partial \sigma}{\partial \Omega} = r_0^2 \frac{Z^5}{137^4} \left( \frac{mc^2}{h\nu} \right)^{7/2} \frac{4\sqrt{2} \sin^2 \theta \cos^2 \phi}{(1 - \beta \cos \theta)^4}$$



光电子径迹及光电子出射方向  
5.5keV径迹长度0.5mm



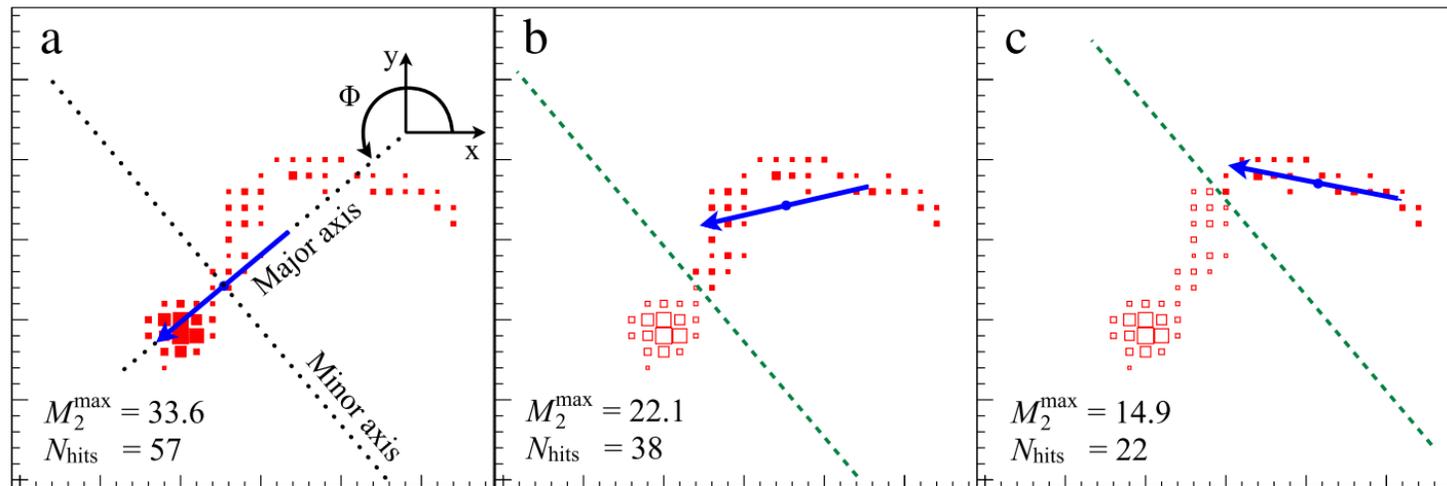
## 判据

- 对偏振X射线源测量数据的调制因子高
- 对无偏X射线源的调制因子低

# 光电子径迹重建方法发展现状

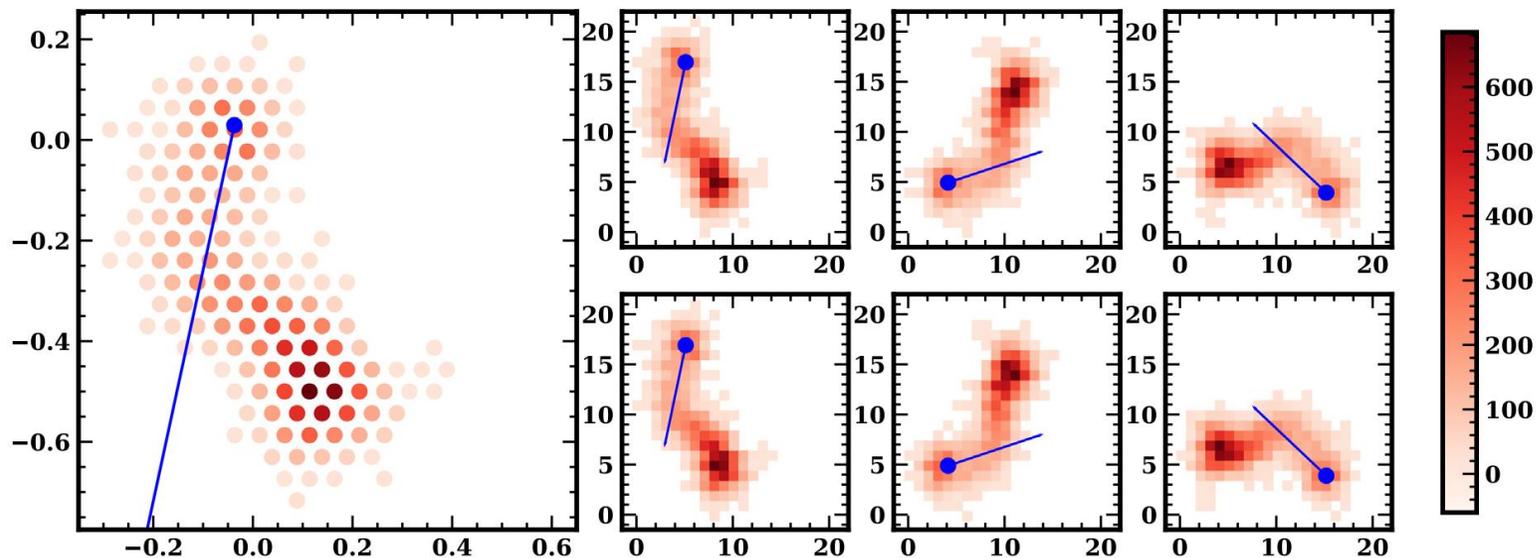


- 矩分析法



- 机器学习

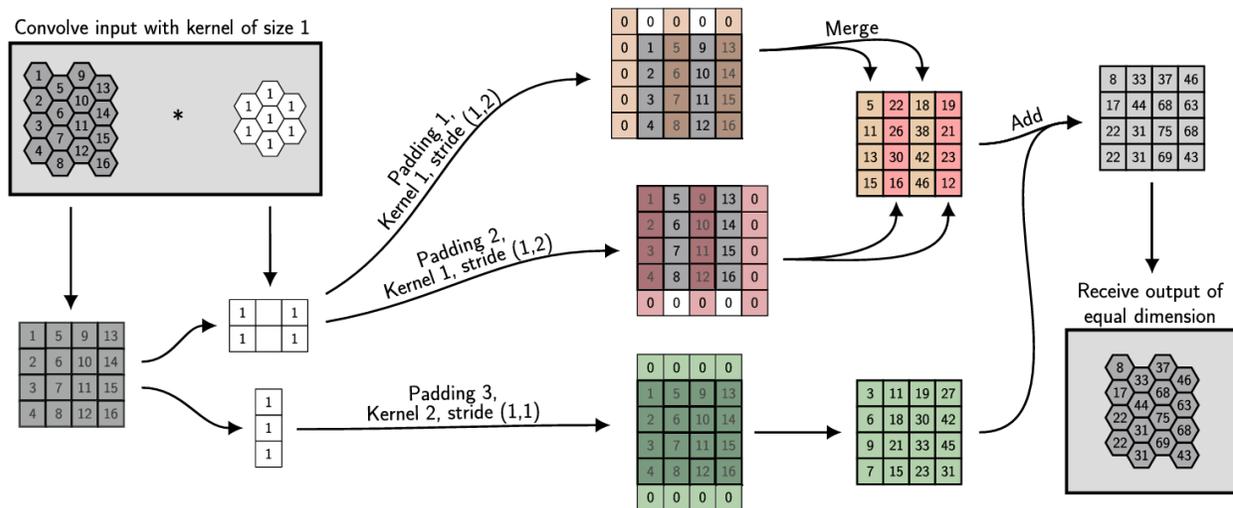
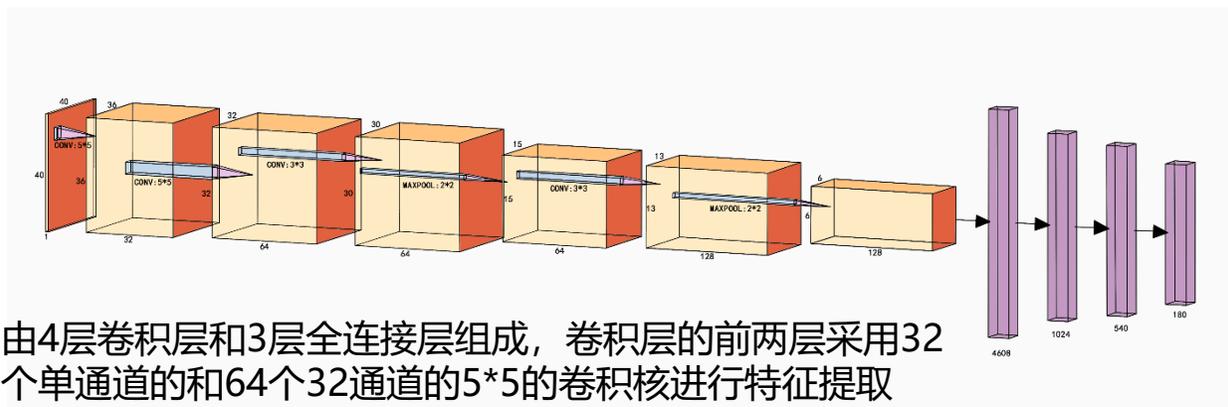
- 回归
- 分类



# 基于机器学习的地面光电子径迹重建方法研究

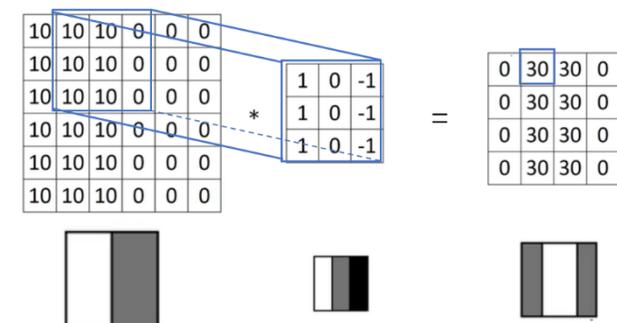


## 卷积神经网络



CNN卷积神经网络:

1. 解决维度爆炸减少参数使用。
2. 增加位置相关性。



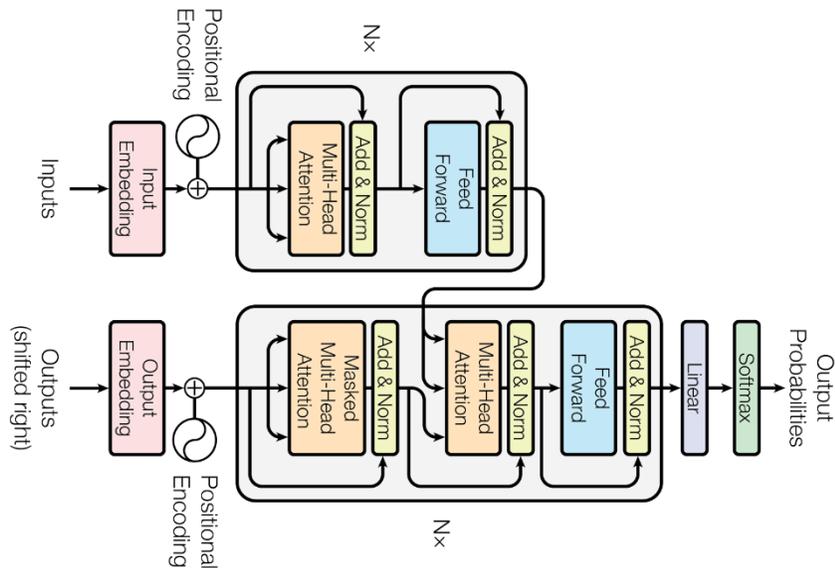
$$Z_{x,y,k}^{(l)} = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^F \sum_{j=1}^F W_{i,j,c,k}^{(l)} \cdot A_{x+i-1,y+j-1,c}^{(l-1)} + b_k$$

Layer name	Layer	kernel size
conv1	ReLU(hexconv)	2(1-8)
conv2	ReLU(hexconv)	2(8-32)
conv3	hexmaxpool(ReLU(hexconv))	1(32-64)
conv4	hexmaxpool(ReLU(hexconv))	1(64-64)
avgpool	Average pooling	6400
fc1	Fully connected	6400-1024
fc2	Fully connected	1024-540
fc3	Fully connected	540-outputs



## Transformer神经网络结构

不同模型的重建能力没有显著差异，模型的参数量与训练所需要的计算资源存在显著差异。



模型	训练时间	调制因子
卷积神经网络（正方形像素）	约 8h	≈0.66
卷积神经网络（六边形像素）	约 20h	≈0.64
VGG-16	约 15h	≈0.66
ResNet-18	约 24h	≈0.66
基于 Transformer 的神经网络结构	约 30h	≈0.62

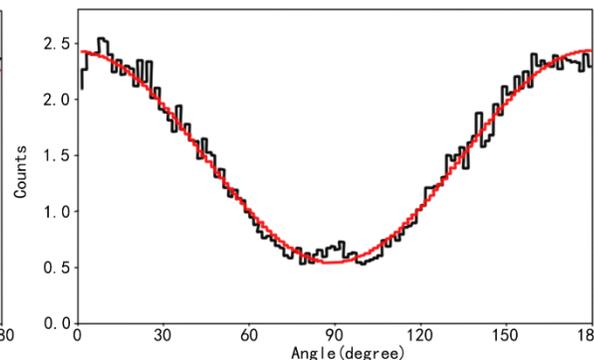
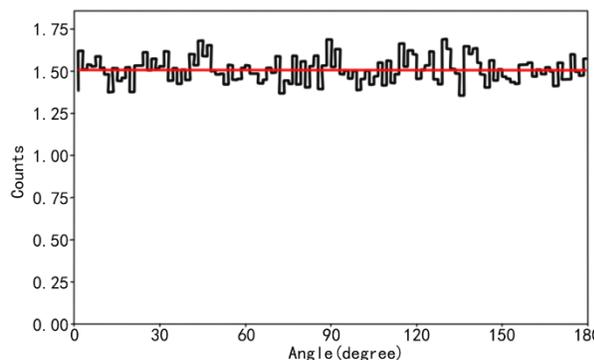
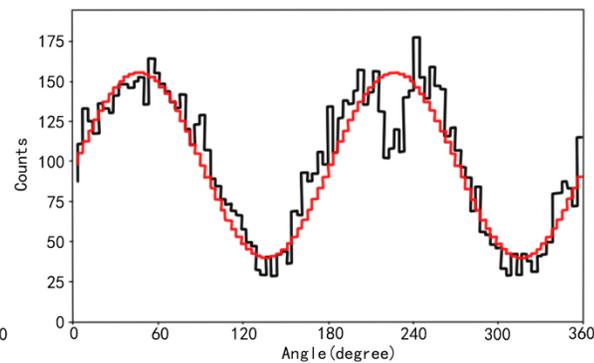
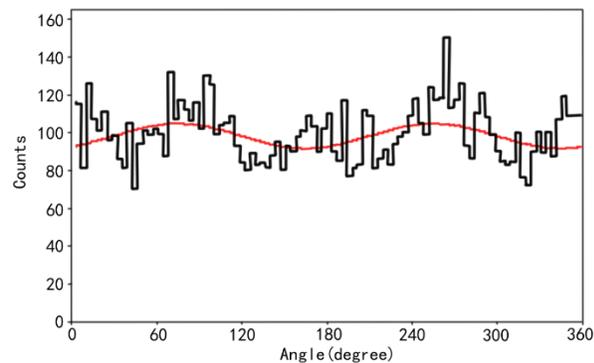
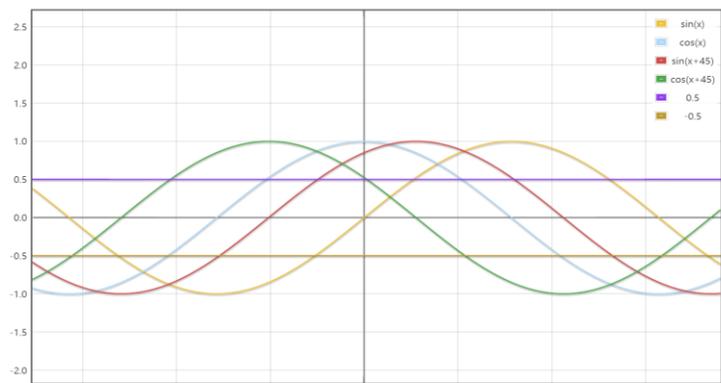
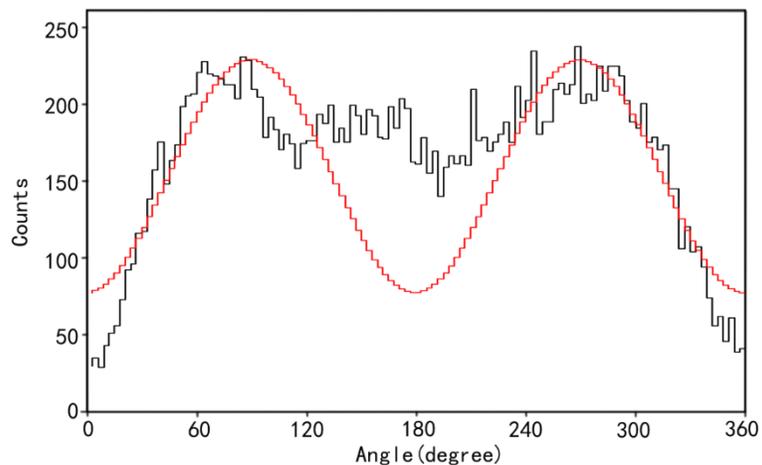
Layer name	Layer	kernel size
conv1	ReLU(conv)	5×5(1-16)
conv2	ReLU(conv)	5×5(16-16)
avgpool	x.view(batch size, 16, 32 * 32)	16×1024
linear	ReLU(linear)	16×1024 - 16×512
Encoder1	Encoder1	16*512
Encoder2	Encoder1	16*512
pooled	encoded.mean	512

# 基于机器学习的地面光电子径迹重建方法研究

## 回归模型

对角度预测的过程中，使用四个回归模型同时预测角度对应的正弦值、余弦值以及正余弦偏置值（ $\sin(x+45)$ 和 $\cos(x+45)$ ）可以将预测角度调整到有效区间内。

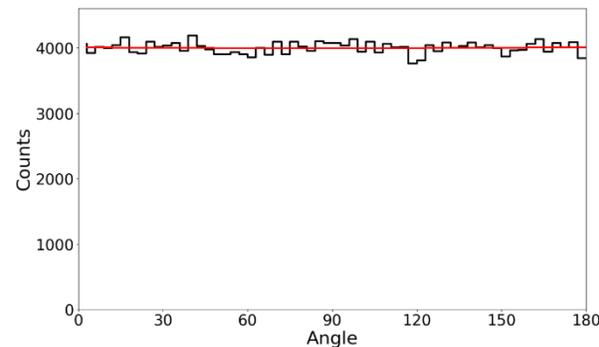
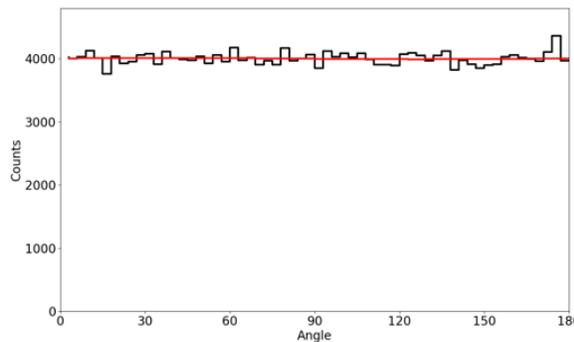
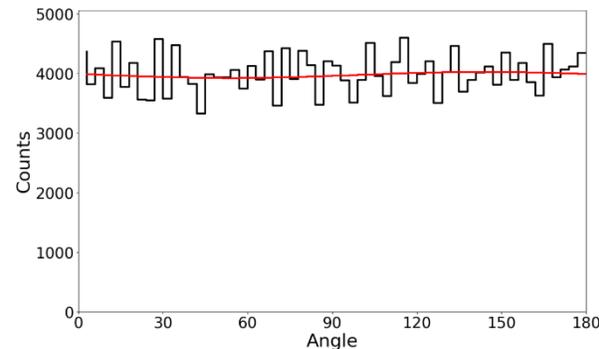
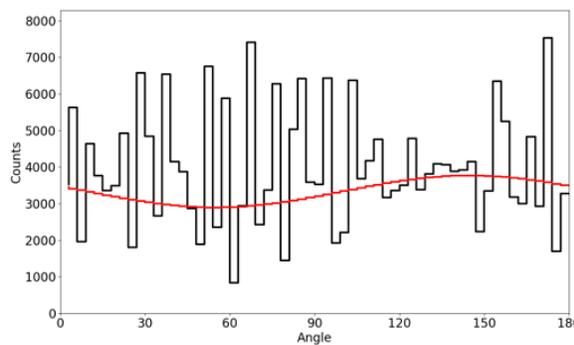
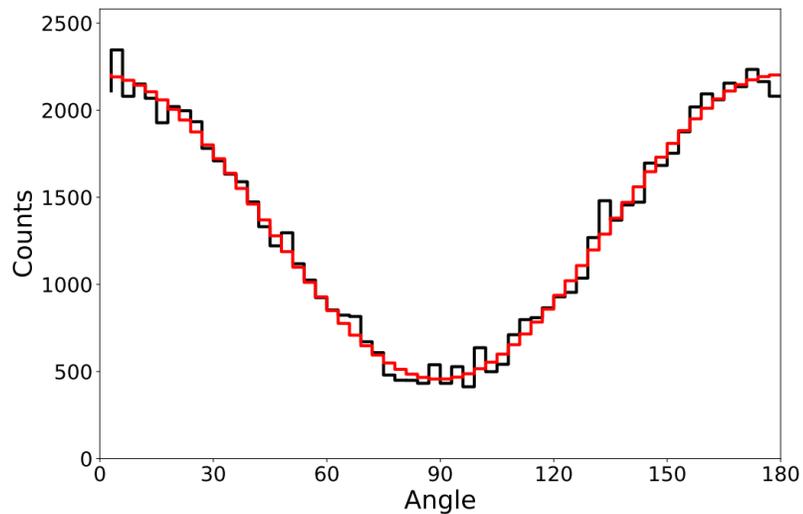
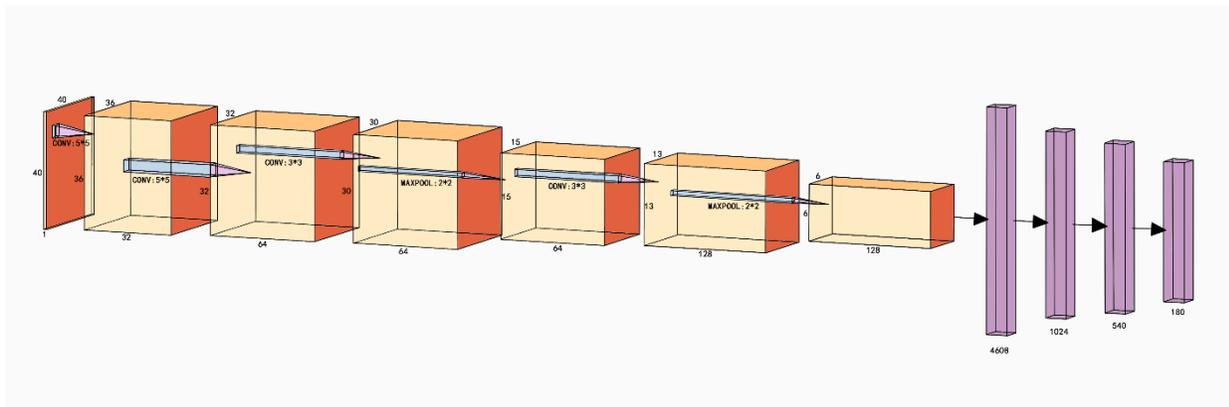
仅对高能事例有效，重建效率较低



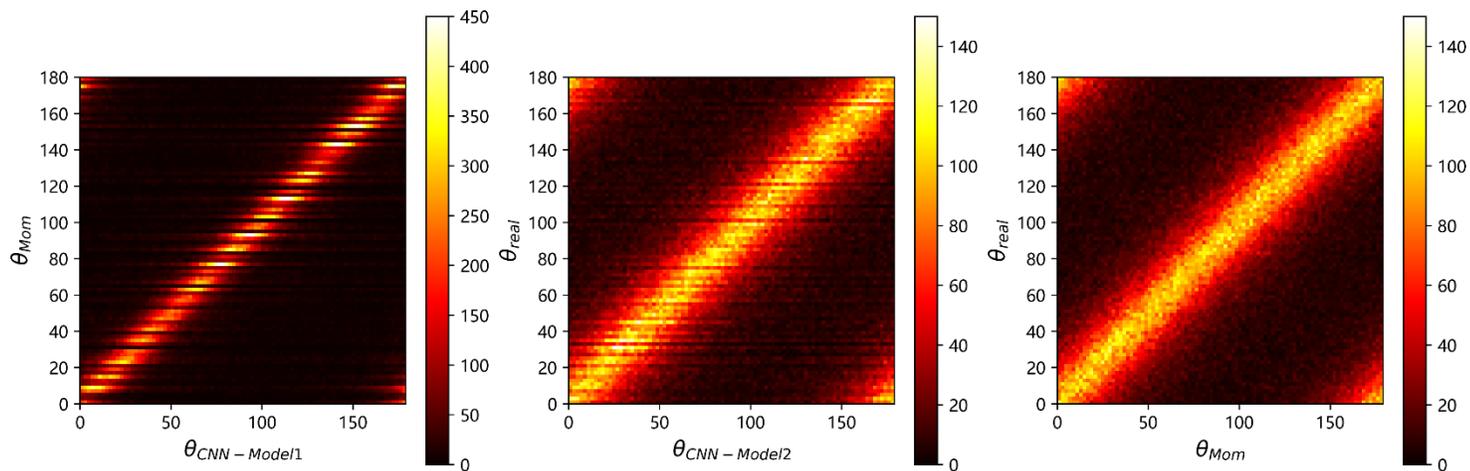
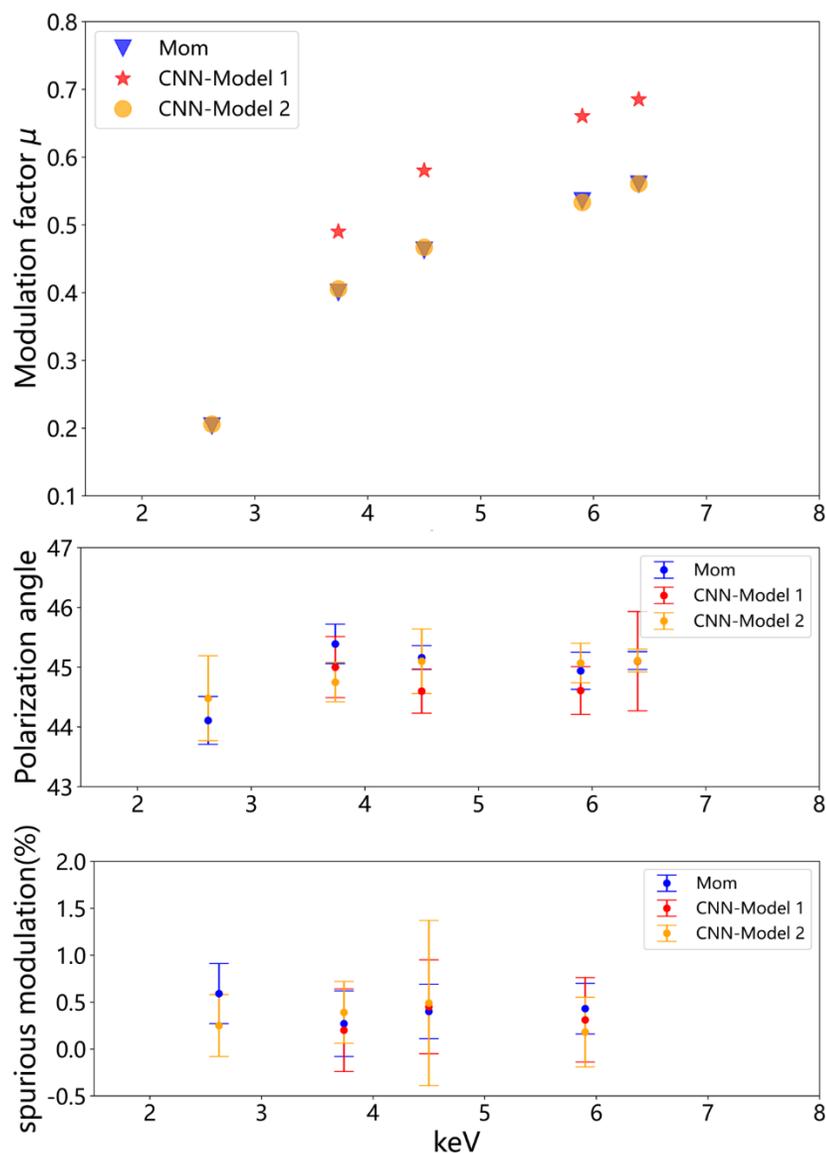
# 基于机器学习的地面光电子径迹重建方法研究

## 分类模型

模型性能相对稳定，调  
制曲线平滑。



# 基于机器学习的地面光电子径迹重建方法优化研究



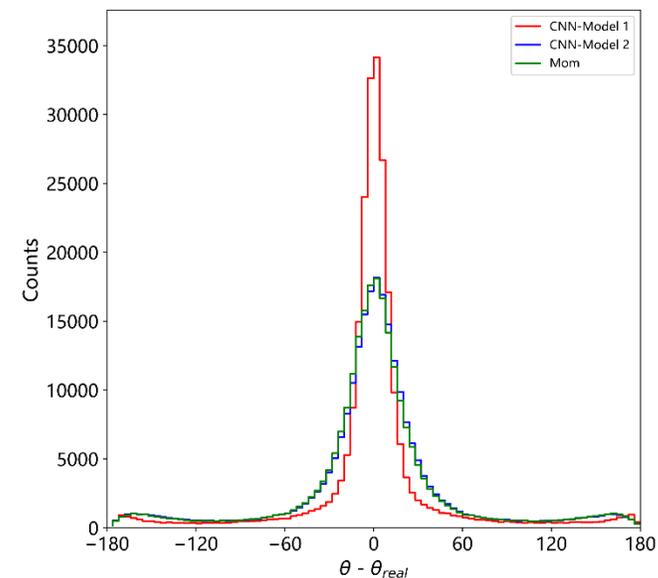
模拟数据测试结果:

Model1: 以光电子出射角作为标签。

Model2: 以力矩法重建角度作为标签。

以光电子出射角作为标签训练的深度学习模型对模拟数据的重建能力明显优于其他两种方法。

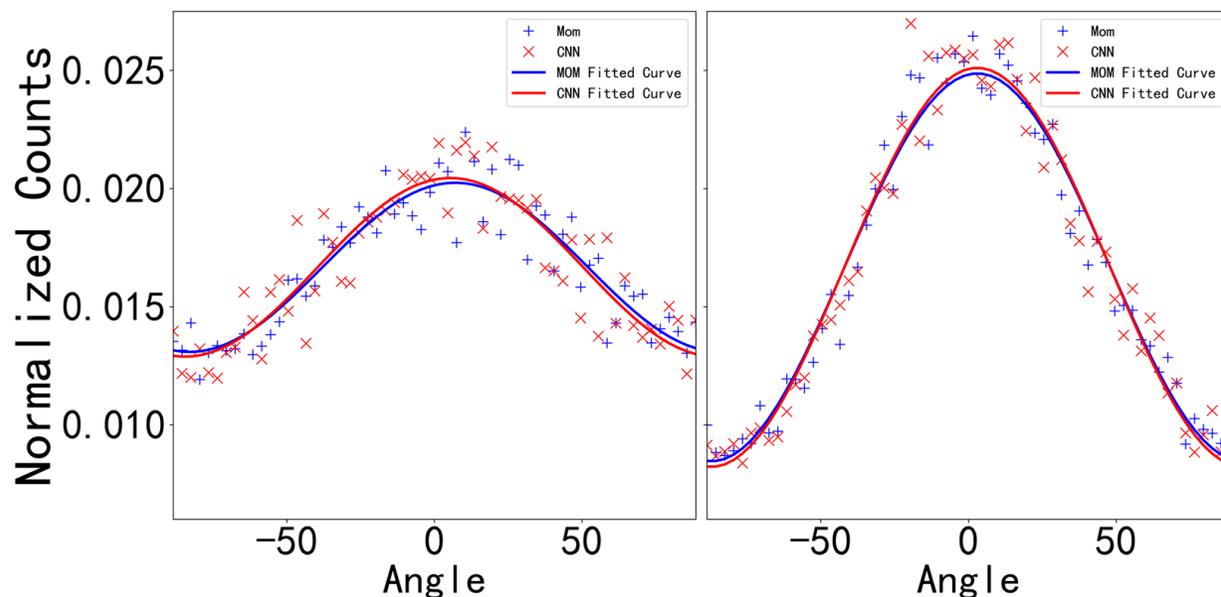
黑色条纹与系统波动相关，且与模型稳定性相关。



# 基于机器学习的地面光电子径迹重建研究成果

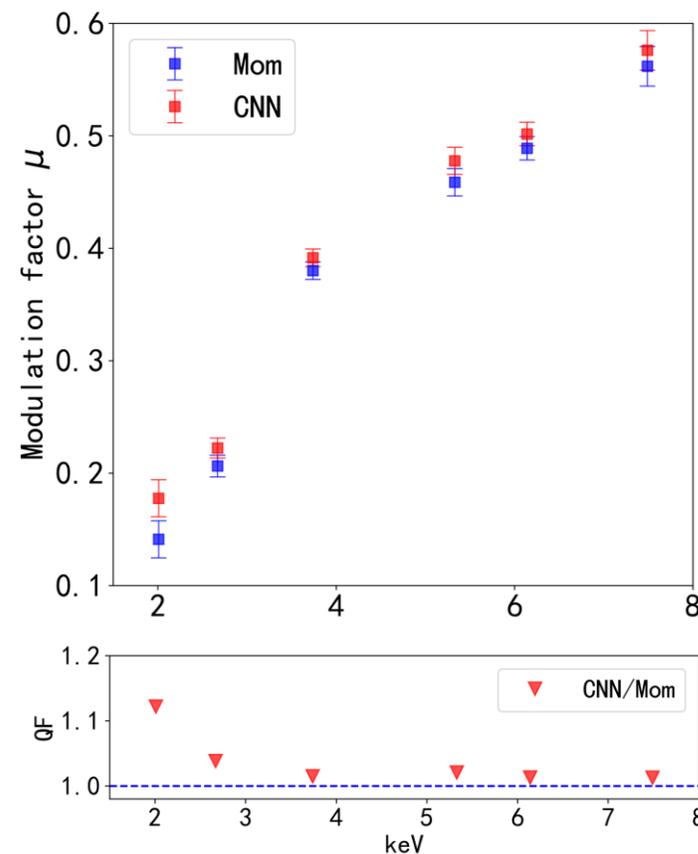
- 利用机器学习进行光电子径迹重建 — 低能端效果显著
- 将机器学习成功用于实验数据的光电子径迹重建
- 相比力矩法，整个能区调制因子均有提升，在2keV处调制因子提高12%，等效于有效面积增加25%
- 已经应用于PFA焦平面相机测试数据分析

$$\text{品质因子 } Q = \mu\sqrt{\varepsilon}$$



2.67keV和6.15keV偏振X射线的调制曲线

Jiao, Y., Jiang, W., Jiang, J. et al. Optimization of deep learning method on track reconstruction for X-ray polarimetry with gas pixel detectors. Exp Astron 59, 34 (2025). <https://doi.org/10.1007/s10686-025-10003-1>



调制曲线与品质因子

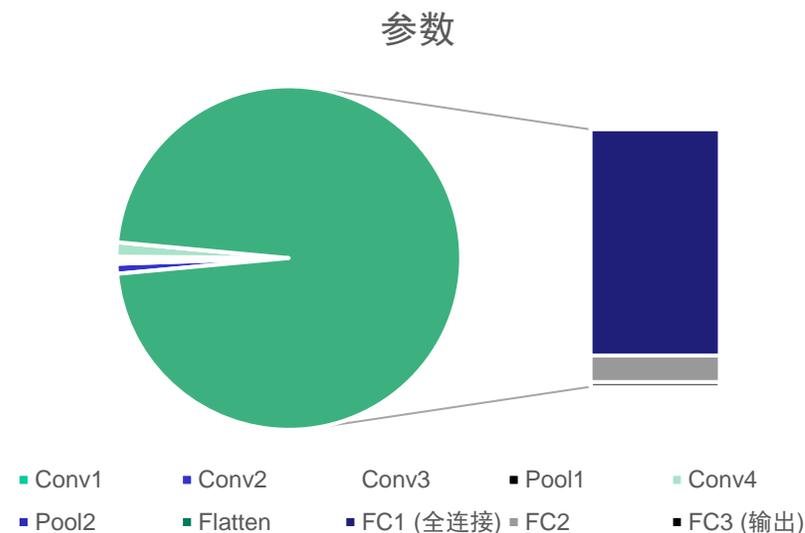
# 基于机器学习的在轨光电子径迹重建

问题与难点:

	离线深度学习 (pytorch)	在线深度学习 (Verilog)
算力资源	35.7 TFLOPS 24GB GDDR6X	受限于ASIC
算法设计	丰富的库函数	自行设计
浮点支持	32位浮点精度	不支持
计算逻辑	串行/并行	并行

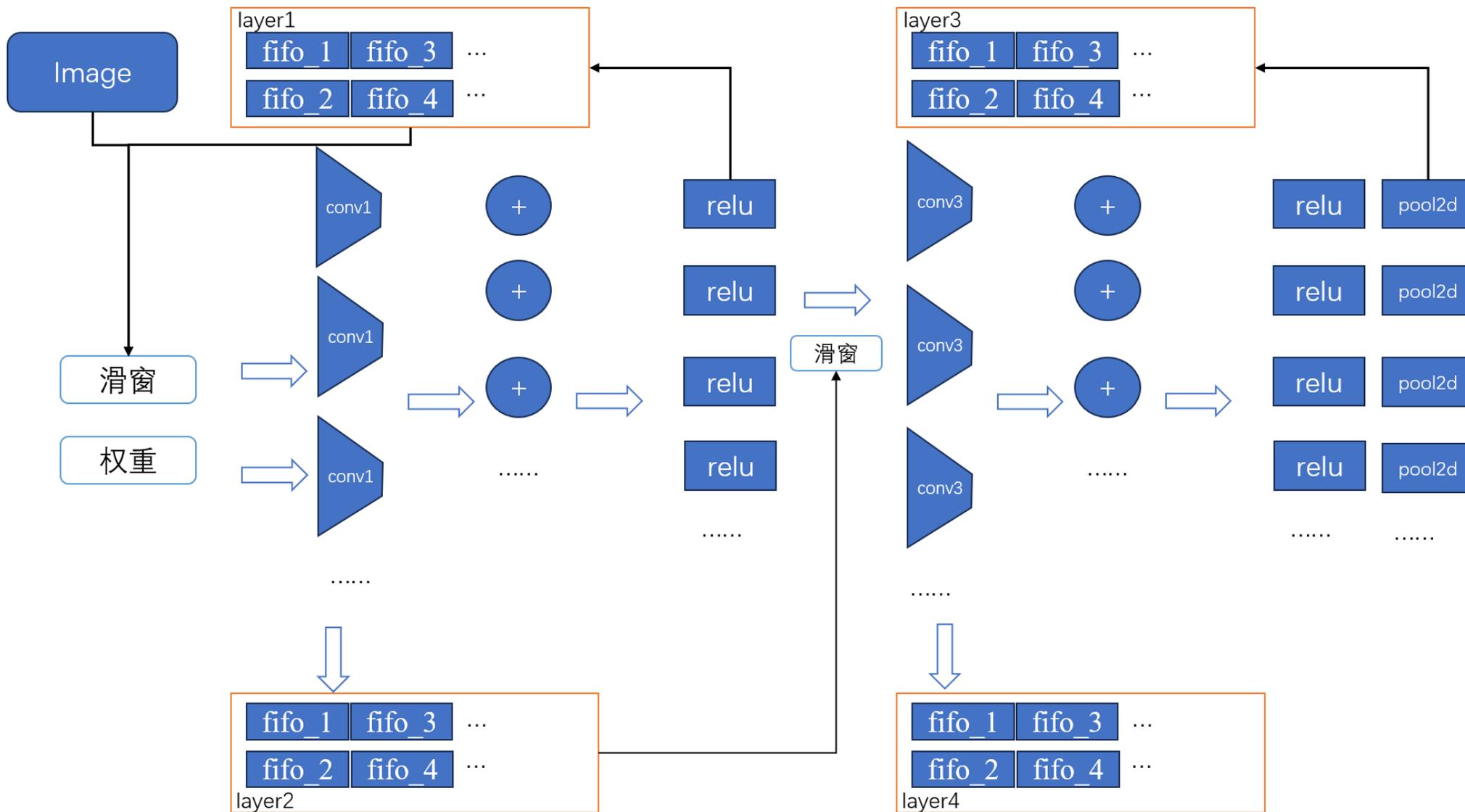
针对于以上问题，主要使用了如下技术：

- INT8量化
- 多级流水线
- 模块化高时分复用



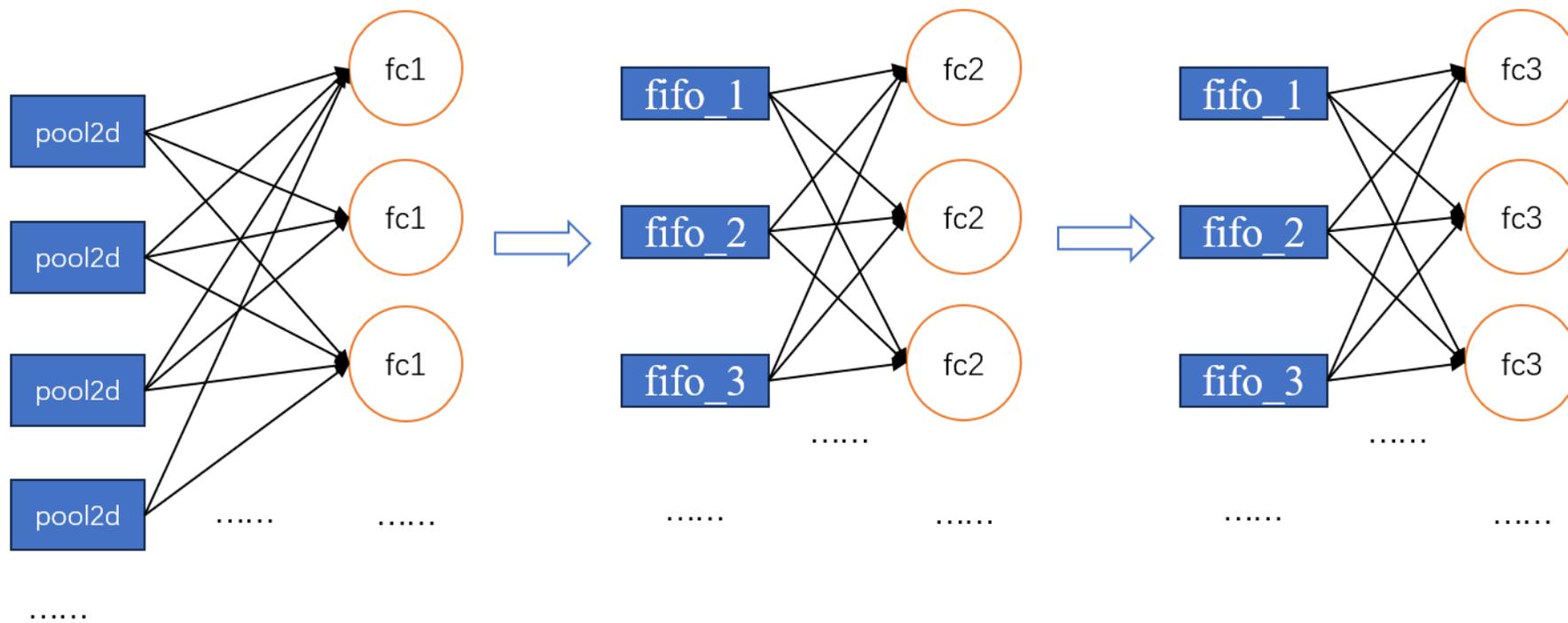
# 基于机器学习的在轨光电子径迹重建

在轨模型设计:



# 基于机器学习的在轨光电子径迹重建

在轨模型设计：



# 基于机器学习的在轨光电子径迹重建

## 卷积核设计:

输入信号名	位宽	描述
clk	1bit	系统时钟
rstn	1bit	异步低电平复位
start	1bit	卷积操作启动信号
weight_en	1bit	权重加载使能
weight	8bit (有符号)	5x5卷积核权重参数
taps	40bit	输入数据滑窗 (5个8bit数据列)
state	1bit	输入尺寸选择 (0:40x40; 1:36x36)

输出信号名	位宽	描述
dout	32bit (有符号)	卷积计算结果
ovalid	1bit	输出数据有效标志
done	1bit	当前窗口卷积完成标志

### 动态加载权重:

在weight\_en=1 时, 通过weight\_addr递增 (0~24) 依次存储5x5卷积核权重

### 七级流水线设计:

通过多级流水线逐步累加部分和, 降低关键路径延迟:

1. 第一级: 5x5输入数据与权重逐元素相乘 (25个乘法器)。
2. 第二~七级: 分阶段合并部分和 (树形加法结构), 最终输出32位结果wr\_data。

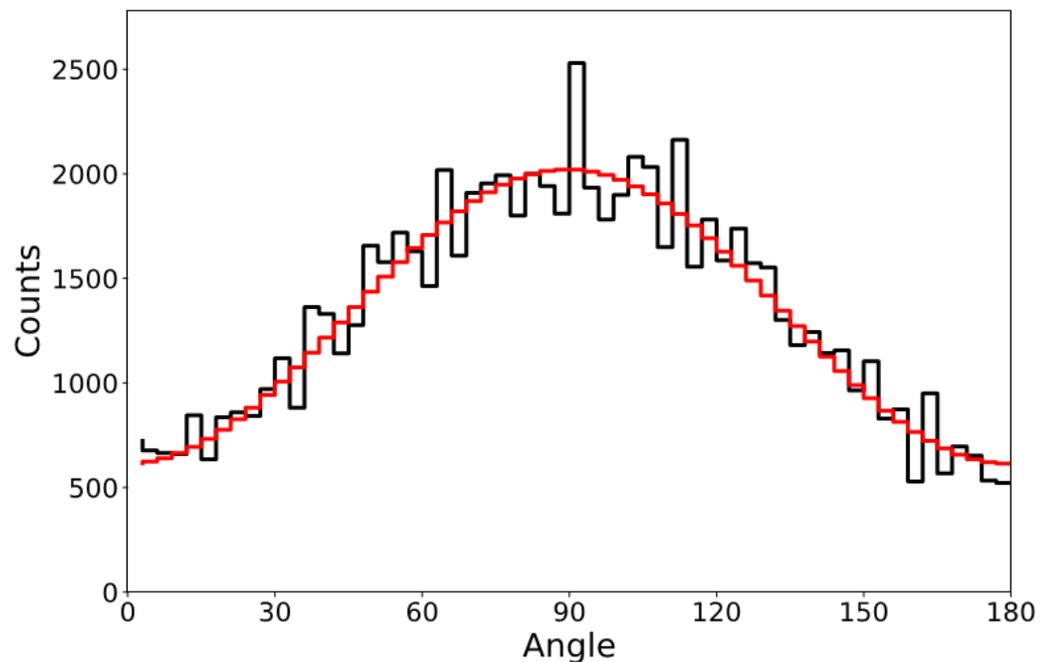
### 计数器与状态机:

- cnt1: 全局时钟计数器, 控制卷积操作总时长。
- cnt2、cnt3s、cnt2s: 分别管理列、行步长及滑窗位置。
- state选择输入尺寸 (40x40或36x36), 影响计数器阈值。

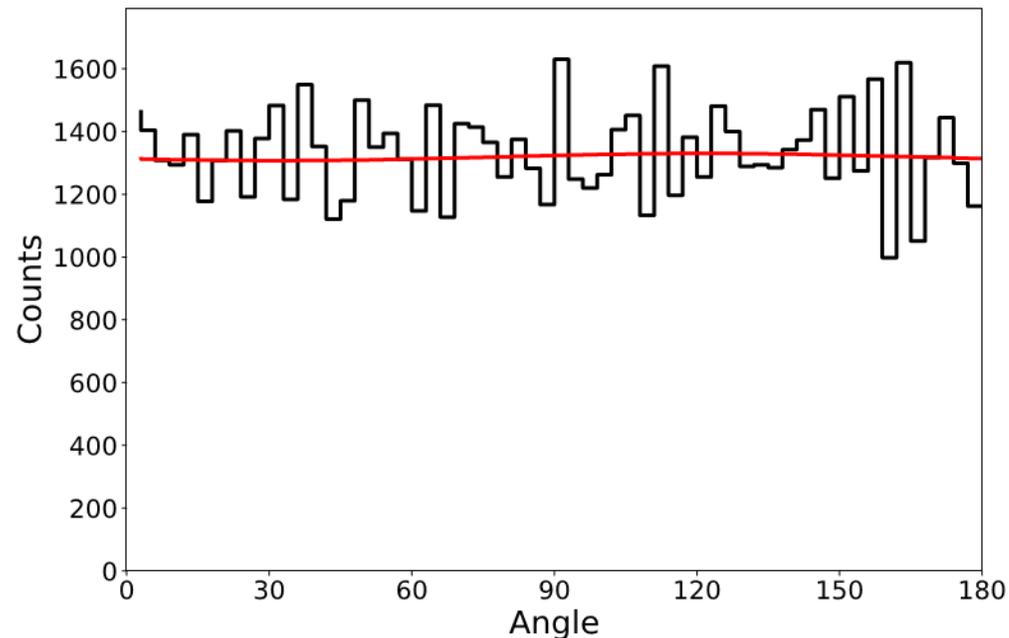
### 有效性标志生成:

- sum\_valid: 根据cnt1和state判断卷积操作是否有效。
- done: 在sum\_valid下降沿时产生脉冲, 标志当前窗口计算完成。

# 基于机器学习的在轨光电子径迹重建初步结果



偏振源 (6.15keV) :  
在轨机器学习: 0.50  
矩分析法: 0.56



无偏源 (5.9keV) :  
在轨机器学习: 0.0086  
矩分析法: 0.0013

# 总结与展望

- PFA是eXTP卫星上的偏振测量X射线望远镜阵列
- 光电子径迹重建是以PFA的焦平面探测器GPD为代表的气体微结构X射线偏振探测器数据分析的光健过程
- 基于机器学习的地面光电子径迹重建方法已经得到应用，并且处理效果优于传统矩分析方法
- 基于机器学习的在轨光电子径迹重建方法已经在FPGA上实现，并进行了验证，目前处理效应还不能达到矩分析方法的水平，仍需进一步优化或采用计算资源更强的在轨处理芯片

谢谢！