

探测器前端信号处理的变换域参数模型 和神经网络

艾鹏程

华中师范大学PLAC实验室

2025年7月17日



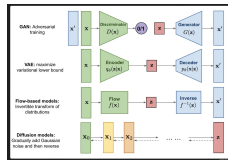
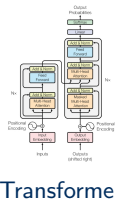
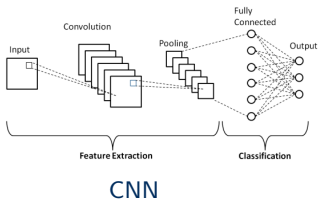
华中师范大学

内容

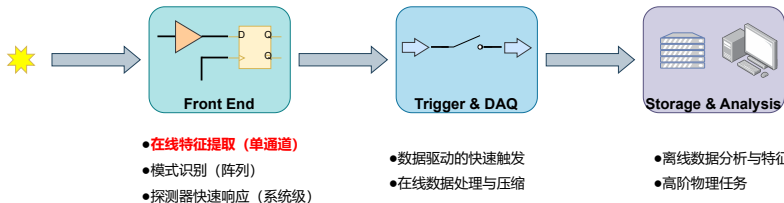
- 1 介绍
- 2 基于监督学习的频域参数模型
- 3 基于表示学习的时-频交叉域神经网络模型
- 4 小结

神经网络与辐射探测系统

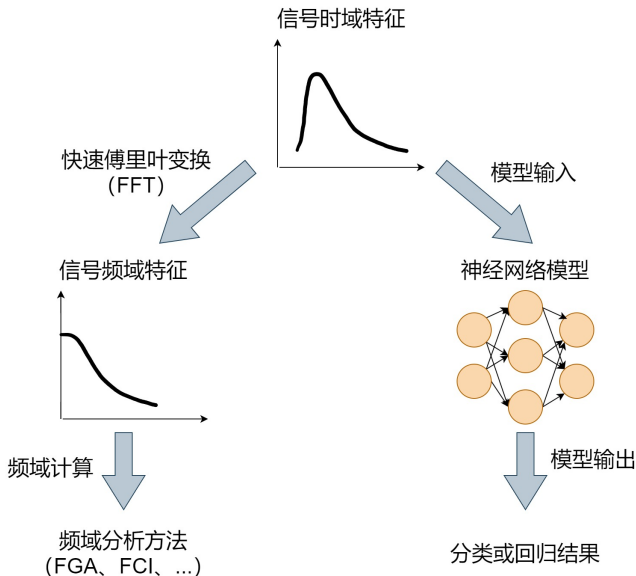
神经网络的形式：



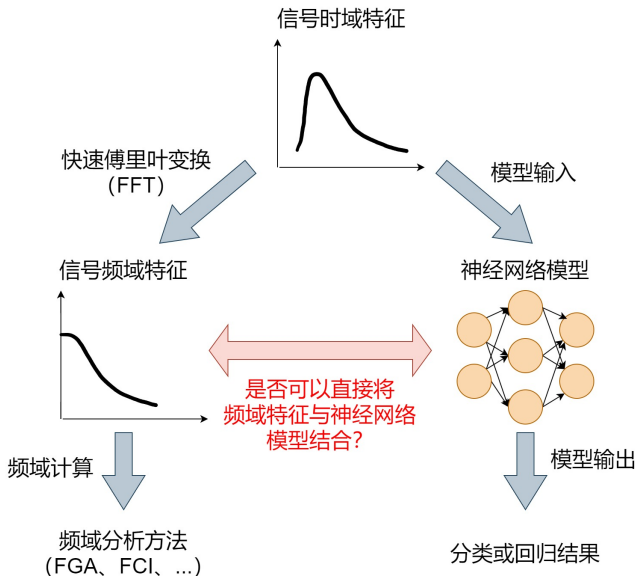
神经网络在探测器系统中的应用：



神经网络与信号变换域分析



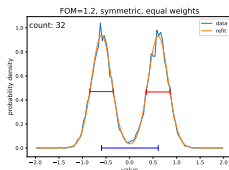
神经网络与信号变换域分析



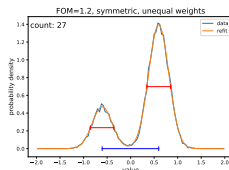
基于监督学习的频域参数模型

背景介绍

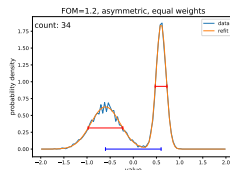
- ❑ 中子/伽马 (n/γ) 甄别是中子探测中最具挑战性的问题
- ❑ 脉冲形状甄别 (PSD) 是目前的主流方法
 - * 模拟域 vs 数字域
 - * 时域方法 vs 频域方法
 - * 传统分析 vs 机器学习
- ❑ 品质因数 (FoM) 是最常使用的性能判别指标



对称, 等权重



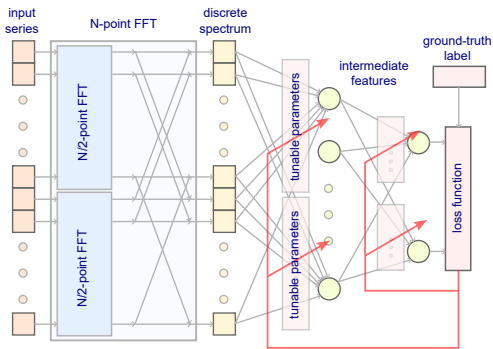
对称, 不等权重



非对称, 等权重

- ❑ FoM问题: 局限性; 不适用神经网络 (False Hood of Conf.)
- ❑ 替代评价指标: 受试者工作曲线 (ROC) 结合对抗采样

频域参数模型



$$\mathbf{f}^c = \text{FFT}(\mathbf{s}), \quad \mathbf{s} \in \mathbb{R}^N, \mathbf{f}^c \in \mathbb{C}^N, \quad \text{Fast Fourier Transform}$$

$$\mathbf{f}^r = |\text{Re}(\mathbf{f}^c)| + |\text{Im}(\mathbf{f}^c)|, \quad \mathbf{f}^r \in \mathbb{R}^N, \quad \text{City-Block Approach}$$

$$\mathbf{p}^l = \mathbf{W}^l \mathbf{f}^r + \mathbf{b}^l, \quad \mathbf{W}^l \in \mathbb{R}^{2 \times N}, \mathbf{b}^l \in \mathbb{R}^2,$$

$$\mathbf{p}^n = \mathbf{W}_2^n \sigma(\mathbf{W}_1^n \mathbf{f}^r + \mathbf{b}_1^n) + \mathbf{b}_2^n, \quad \mathbf{W}_1^n \in \mathbb{R}^{\frac{N}{2} \times N}, \mathbf{b}_1^n \in \mathbb{R}^{\frac{N}{2}}, \mathbf{W}_2^n \in \mathbb{R}^{2 \times \frac{N}{2}}, \mathbf{b}_2^n \in \mathbb{R}^2.$$

实验准备

- ❑ 数据集：开源 n/γ 标记数据集¹
 - * 探测器：CLYC晶体，耦合SiPM阵列
 - * 波形数字化：4 GS/s (CAEN DT5761) $\rightarrow$ 100 MS/s
 - * 事件数：27696 (n), 10913 (γ)
- ❑ 数据划分：训练集 (70%)：验证集 (10%)：测试集 (20%)
- ❑ 数据预处理：
 - * 基线消除，负脉冲反相
 - * 起始点随机化
 - * (可选) 降采样
 - * (可选) 噪声增强
 - * 能量归一化

¹<https://doi.org/10.5281/zenodo.8037239>

实验结果1-改变采样率

在对抗样本上，针对不同采样率（100 MS/s, 50 MS/s, 20 MS/s, 10 MS/s），绘制ROC

主要方法：

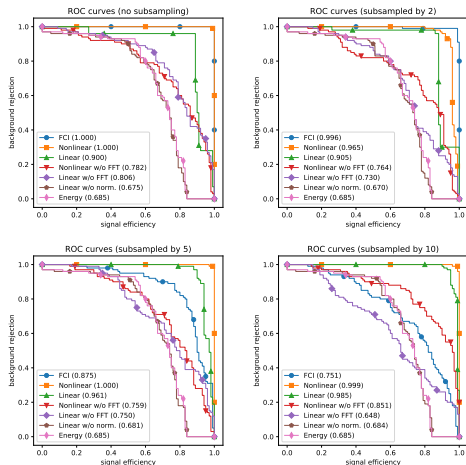
- ☐ FCI: 频域分类指数
- ☐ Nonlinear: 非线性频域参数模型
- ☐ Linear: 线性频域参数模型

消融实验：

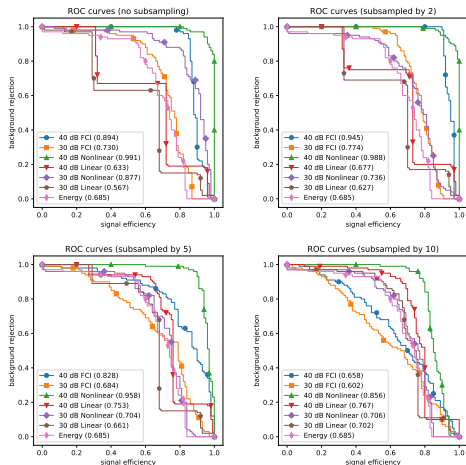
- ☐ Nonlinear w/o FFT: 非线性时域模型
- ☐ Linear w/o FFT: 线性时域模型
- ☐ Linear w/o norm.: 线性频域模型，无能量归一化

基准：

- ☐ Energy: 能量判别



实验结果2-噪声增强



在对抗样本上，针对不同采样率 (100 MS/s, 50 MS/s, 20 MS/s, 10 MS/s)，施加高斯白噪声，绘制ROC

中等噪声：

- ☐ 40 dB FCI
- ☐ 40 dB Nonlinear
- ☐ 40 dB Linear

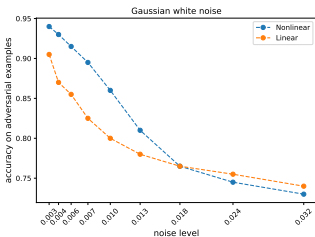
强噪声：

- ☐ 30 dB FCI
- ☐ 30 dB Nonlinear
- ☐ 30 dB Linear

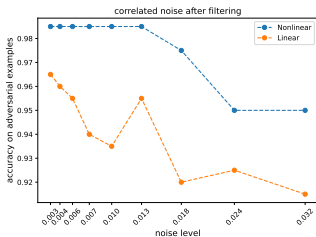
基准：

- ☐ Energy：能量判别

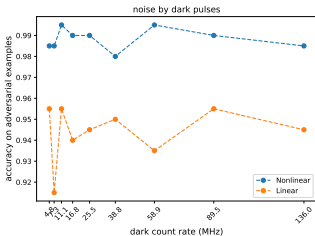
实验结果3-噪声复杂性



高斯白噪声



滤波后相关噪声



暗计数影响

基于表示学习的时-频交叉域 神经网络模型

背景介绍

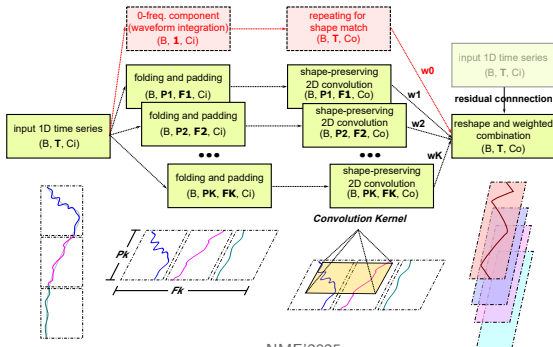
❑ 常见的闪烁体信号处理任务：

- * n/γ 甄别，脉冲形状甄别，粒子鉴别，异常检测
- * 堆积辨识，飞行时间估计，脉冲定时，脉冲高度/能量预测

❑ 主流的神经网络架构：

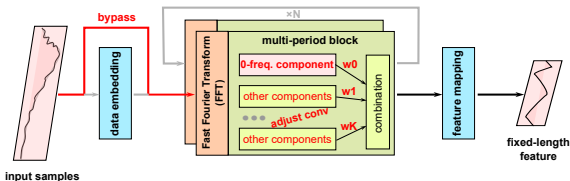
- * DNN：以**密集链接**为主的多层神经网络
- * CNN：以卷积为主，受**视觉**任务启发的网络架构

❑ TimesNet — 时-频交叉域神经网络：

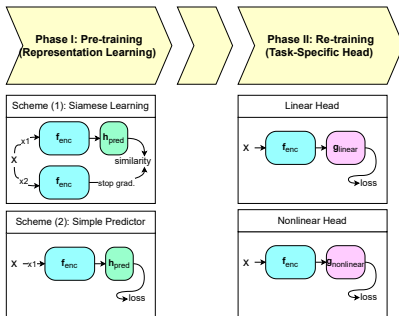


TimesNet-LE: 探测器信号处理轻量时-频网络

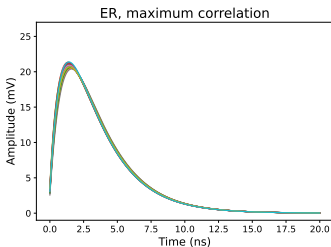
网络架构:



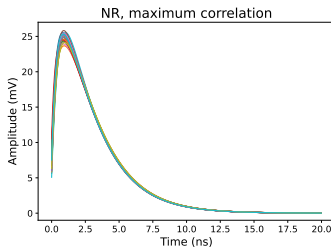
表示学习框架:



任务1: LUX实验闪烁信号参数估计



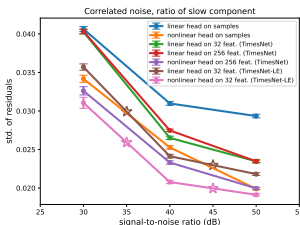
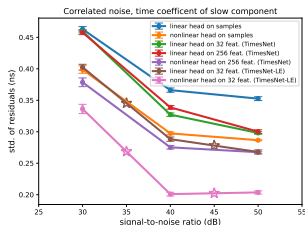
电子反冲



核反冲

- ❑ 基于液氙的暗物质实验，需要从电子反冲本底中区分出核反冲信号
- ❑ 将分类任务，转化为多模态回归任务：
 - * 估计参数：慢成分时间常数，慢成分比例
 - * 多模态：信号和背景事例分布的峰位不同

任务1: 仿真结果 (相关/非相关噪声)



无主干网络:

- ☐ linear head
- ☐ nonlinear head

TimesNet作为主干:

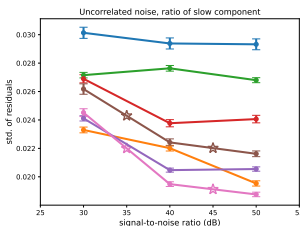
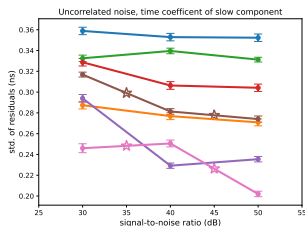
- ☐ linear head (32/256)
- ☐ nonlinear head

TimesNet-LE作为主干:

- ☐ linear head
- ☐ nonlinear head

相关噪声, 慢成分时间常数

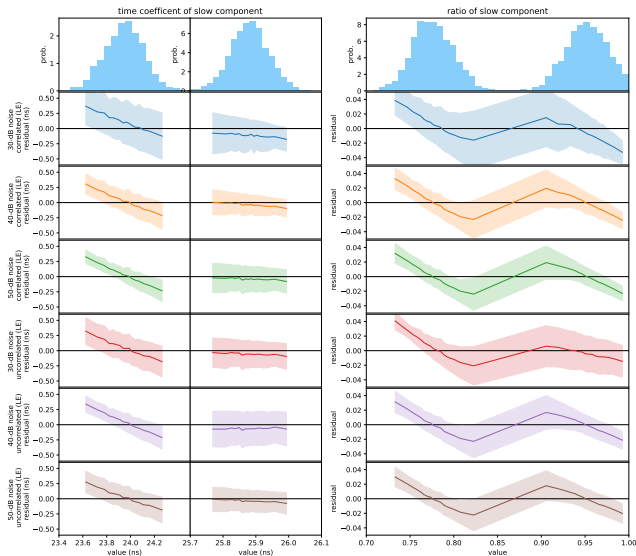
相关噪声, 慢成分比例



非相关噪声, 慢成分时间常数

非相关噪声, 慢成分比例

任务1: 仿真结果 (分位点处参数估计偏差)



TimesNet-LE, 使用
非线性预测头

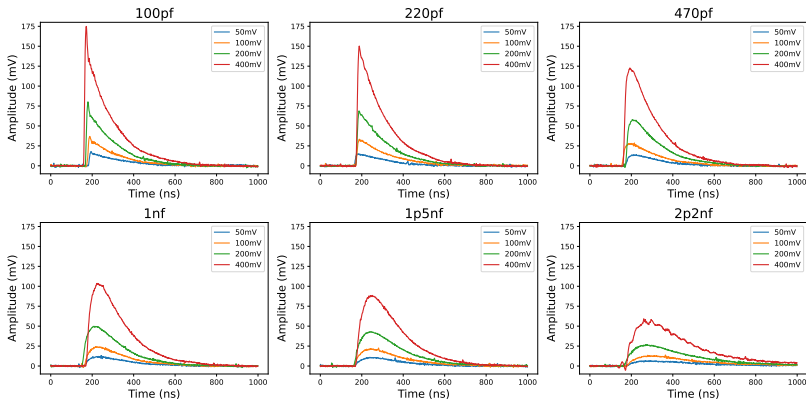
噪声类型:

- ☐ 相关
- ☐ 非相关

噪声水平:

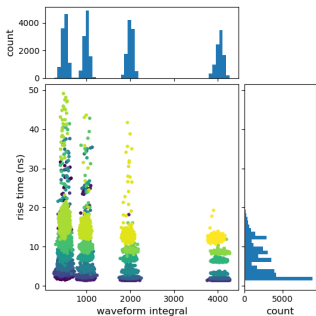
- ☐ 30 dB
- ☐ 40 dB
- ☐ 50 dB

任务2: NICA/MPD电磁量能器信号鉴别



- ❑ 电磁量能器可探测多种粒子 (e^- , γ , μ , ...)
- ❑ 通过调整注入信号幅度和前端电容值, 模拟不同的粒子入射和能量残留情况
- ❑ 多类型分类任务

任务2：实验结果（预测准确率）



两种传统机器学习方法：

- ☐ Nearest Centroid
- ☐ Random Forest

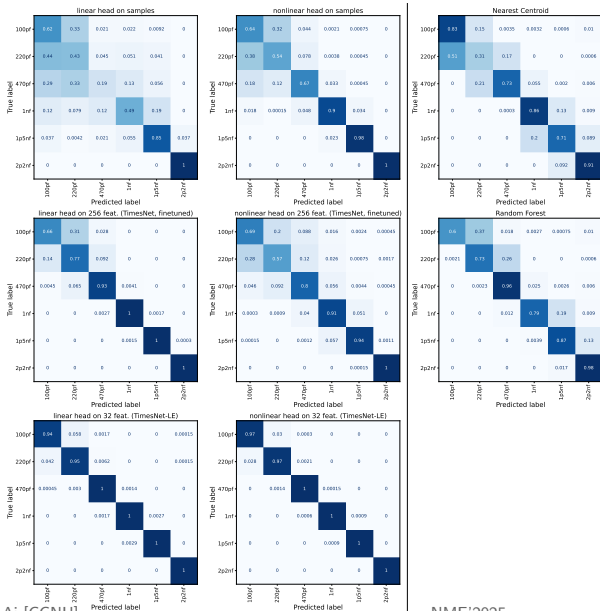
神经网络：

- ☐ 无主干，线性/非线性
- ☐ *TimesNet*主干，线性/非线性，无微调/有微调
- ☐ *TimesNet-LE*主干，线性/非线性

method	vol. acc. (%)	cap. acc. (%)	overall (%)
Nearest Centroid	95.90	72.69	— ^a
Random Forest	95.90	82.23	92.95
linear head on 256 feat. (<i>TimesNet</i>)	65.11	35.80	29.42
nonlinear head on 256 feat. (<i>TimesNet</i>)	82.20	38.98	36.48
linear head on samples	95.90	59.70	57.43
nonlinear head on samples	95.90	78.77	75.73
linear head on 256 feat. (<i>TimesNet</i> , finetuned)	95.83	89.12	85.80
nonlinear head on 256 feat. (<i>TimesNet</i> , finetuned)	95.92	81.84	79.29
linear head on 32 feat. (<i>TimesNet-LE</i>)	95.85	97.99	94.00
nonlinear head on 32 feat. (<i>TimesNet-LE</i>)	95.90	98.92	94.94

^a We do not include the overall performance of nearest centroid because it is very poor and not representative when considering rise time and waveform integral as input features at the same time.

任务2：实验结果（电容预测，混淆矩阵）



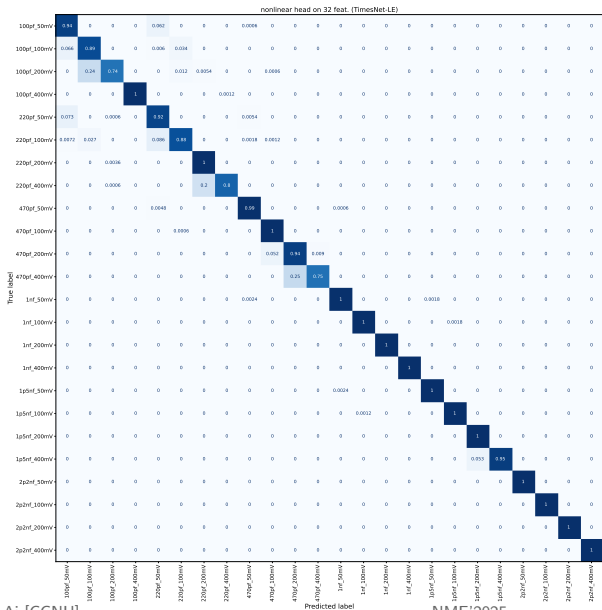
左侧：

- ☐ 无主干，线性/非线性
- ☐ TimesNet主干，线性/非线性，微调后
- ☐ TimesNet-LE主干，线性/非线性

右侧：

- ☐ Nearest Centroid
- ☐ Random Forest

任务2：实验结果（交叉情况，混淆矩阵）



TimesNet-LE主干，非线性预测头

小结

方法的特点和优势：

- ❑ 基于探测器前端信号**频域/时-频交叉域**的特征，可以构造**参数模型**或神经网络，实现**低运算成本**，**高性能**的特征提取
- ❑ 多种场景： n/γ 甄别，低本底实验，高能物理实验
- ❑ 多种任务：多模态多目标回归，多类别分类

在前端通过硬件部署的可行性：

- ❑ n/γ 甄别：在10 MS/s采样率下，信号波形可以为256点，此时**线性频域参数模型**仍可取得良好的甄别效果；此时，快速傅里叶变换和乘法运算的成本都是可控的（使用低成本嵌入式**微控制器**或**FPGA**）
- ❑ 低本底实验与高能物理实验：相较于 *TimesNet*，***TimesNet-LE***大幅降低了运算成本，有望部署在数字逻辑芯片（如**FPGA**或**ASIC**）

network architecture	#param (encoder)	#param (head)
linear head on 256 feat. (<i>TimesNet</i>)	684.9k	6.2k
nonlinear head on 256 feat. (<i>TimesNet</i>)	684.9k	36.0k
linear head on samples	None	9.2k
nonlinear head on samples	None	52.4k
linear head on 32 feat. (<i>TimesNet-LE</i>)	31.5k	0.8k
nonlinear head on 32 feat. (<i>TimesNet-LE</i>)	31.5k	1.8k

参考文献

1. Ai, P., et al. (2025). Towards energy-insensitive and robust neutron/gamma classification: A learning-based frequency-domain parametric approach. Nuclear Engineering and Technology, 57(9), 103667. <https://doi.org/10.1016/j.net.2025.103667>
2. Ai, P., et al. (2025). Scintillation pulse characterization with spectrum-inspired temporal neural networks: case studies on particle detector signals. The European Physical Journal Plus, 140(5), 431. <https://doi.org/10.1140/epjp/s13360-025-06385-y>

谢谢！



华中师范大学
CENTRAL CHINA NORMAL UNIVERSITY