

基于改进UNet模型的截断脉冲高度估计器

唐琳^{1,3} 周爽¹ 廖先莉^{1,2} 刘泽¹ 李波¹

1(成都大学 电子信息与电气工程学院 成都 610106)

2(成都理工大学 核技术与自动化工程学院 成都 610059)

3(南洋理工大学 电气与电子工程学院 新加坡 639798)

摘要 针对测量系统本身导致的脉冲截断给脉冲高度分析带来的挑战,本研究提出一种复合神经网络模型,用于预测产生了截断的脉冲高度。该模型将长短期记忆模型(Long and Short-term Memory, LSTM)嵌入UNet结构,采用模拟脉冲数据集对模型进行训练,使用相对误差指标对模型性能进行评估。结果显示:在对模拟脉冲序列进行脉冲高度估计时,UNet-LSTM模型的平均相对误差约为2.31%,相较于传统的梯形成形算法的平均相对误差降低了1.91%;在粉末铁矿样品和粉末岩石样品的实际测量中,不同截断率的实测脉冲序列也进一步验证了UNet-LSTM模型的脉冲高度估计性能,在两种样品、8组离线脉冲序列的高度估计中得到的平均相对误差为2.36%,表明该模型可以准确估计截断脉冲的高度。

关键词 UNet, 长短期记忆模型, 脉冲截断, 脉冲高度估计

中图分类号 O657.34

DOI: 10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.110505

Truncated pulse height estimator based on an improved UNet model

TANG Lin^{1,3} ZHOU Shuang¹ LIAO Xianli^{1,2} LIU Ze¹ LI Bo¹

1(College of Electronic Information and Electrical Engineering, Chengdu University, Chengdu 610106, China)

2(School of Nuclear Technology and Automation Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

3(School of Electrical and Electronic Engineering, Nanyang Technological University, Singapore 639798, Singapore)

Abstract [Background] Generally, pulse truncation events caused by measurement systems often present challenges to pulse height analysis in the field of spectroscopy and radiometry, resulting in spectral distortion. [Purpose] This study aims to propose a composite neural network model for accurately estimating the heights of truncated pulses. [Methods] Firstly, a long and short-term memory (LSTM) network was embedded into the UNet structure to construct a composite neural network model (LSTM-UNet). Then, the model was trained for height estimation of truncated pulses output by silicon drift detectors using a simulated pulse dataset for which the pulse amplitude matrix superimposed with noise was taken as input signal while the output signal was a set of expanded pulse heights. Finally, the performance of the model using relative error indicators was evaluated by analyses of

国家自然科学基金青年基金(No.12305214)、四川省自然科学基金项目(No.2023NSFSC1366)、安徽大学农业生态大数据分析与应用国家工程研究中心开放研究基金(No.AE202209)、中国留学基金委(No.202110640002)资助

第一作者: 唐琳, 女, 1988年出生, 2019年于成都理工大学获博士学位, 副教授, 新加坡南洋理工大学访问学者, 研究领域为核辐射探测与电子学, E-mail: tanglin@cdu.edu.cn

通信作者: 李波, E-mail: libo@cdu.edu.cn

收稿日期: 2023-05-31, 修回日期: 2023-07-06

Supported by National Natural Science Youth Foundation of China (No. 12305214), the Sichuan Natural Science Youth Fund Project (No. 2023NSFSC1366), the Open Research Fund of National Engineering Research Center for Agro-Ecological Big Data Analysis & Application, Anhui University (No.AE202209), China Scholarship Council (No.202110640002)

First author: TANG Lin, female, born in 1988, graduated from Chengdu University of Technology with a doctoral degree in 2019, associate professor, visiting scholar of Nanyang Technological University, Singapore, focusing on nuclear radiation detection and electronics, E-mail: tanglin@cdu.edu.cn

Corresponding author: LI Bo, E-mail: libo@cdu.edu.cn

Received date: 2023-05-31, revised date: 2023-07-06

powder iron ore and powder rock samples. **[Results]** The average relative error of the UNet-LSTM model for pulse height estimation analysis on simulated pulse sequences is approximately 2.31%, which is 1.91% lower than the average relative error of traditional trapezoidal shaping algorithms. Verification results of the UNet-LSTM model on measured pulse sequences with different degrees of truncation show that the average relative error obtained during the height estimation of two samples and eight sets of offline pulse sequences is 2.36%. **[Conclusions]** The results reveal that the proposed model can accurately estimate truncated pulse heights.

Key words UNet, Long and short-term memory model, Pulse truncation, Pulse height estimation

能谱测量的能量分辨率受脉冲高度估计精确度的影响,而脉冲高度估计的难点就是对畸变脉冲的估计。当测量系统输出的核脉冲宽度没能达到数字处理单元对脉冲宽度的最低要求时,这样的脉冲被称为截断脉冲。截断脉冲作为畸变脉冲的一种,经过放大和整形,在数字化过程中得到了失真的脉冲高度,对这些脉冲高度采用多道分析器(Multi-channel Analyzer, MCA)进行分析,每一个脉冲高度都对应着相应道址上的一次计数,当测量系统输出的脉冲因宽度不足而产生幅度损失时,该脉冲对应的计数道址就会向左发生漂移。当这类脉冲的数量足够多时,它也扭曲了测量得到的光谱,文献[1]对成谱原理及过程进行了详细分析。

近几年,作为光谱学领域以及辐射测量领域的研究热点,国内外学者发表了很多关于脉冲畸变、脉冲堆积的改进方法,可以概括为脉冲形状甄别以及脉冲幅度计算两个类别。从脉冲形状甄别上来看,用于截断脉冲最简单、高效的方法是脉冲剔除,作者在文献[1]中详细陈述了关于截断脉冲剔除的方法以及剔除的结果分析,与此同时,该方法也存在净计数损失的缺陷,因此,在后期的研究中又提出了脉冲衰减时间修复^[2]、上升时间修复^[3]、多脉冲局部成谱^[4]等算法来对计数进行补偿。针对脉冲畸变,除了剔除与修复以外,也有学者提出将基于脉冲形状的数学模型并将其应用于 γ 射线光谱中^[5]或将基于数值方法的滤波器模型应用于中子 γ 监测^[6],这两种方法都能够有效消除光谱失真,但也存在对脉冲形状限制较为严格的缺陷。另一方面,传统的脉冲幅度计算最常用的方法是数字整形滤波,包括三角整形^[7]、梯形整形^[8]、高斯整形^[9]、双指数脉冲响应整形^[10]、CR-RC整形^[11-12]以及准高斯脉冲整形^[13]。这些数字整形方法对于绝大部分脉冲的幅度计算都能实现较高的精度,但对于本文所提的截断脉冲,当脉冲宽度严重不足时将会对脉冲高度的计算产生较大的影响。

近年来,深度学习技术发展迅猛,这为脉冲高度估计提供了新的思路。众所周知,脉冲高度估计最简单有效的方式是通过高精度模数转换对核脉冲信

号进行数字采样来实现线性展开(Linear unfolding),然后,通过寻峰算法搜索每个脉冲的峰值作为脉冲高度值^[14-15],但该方式对各种类型的噪声都不具备免疫能力。为了避免这个问题,也有学者尝试进行在非线性滤波器的设计^[16],但设计过程较为复杂。

基于上述原因,本文旨在实现一种兼顾信噪比与脉冲高度估计的复合神经网络模型,考虑到UNet已经作为滤波器模型被成功应用在音频源分割^[17],本文以UNet的编码-解码为基本框架并添加了一个对时序更为敏感的长短期记忆模型(Long and Short-term Memory, LSTM)。LSTM作为一种特殊的递归神经网络(Recursive Neural Network, RNN),适用于在时间轴上有相关性的事件预测,前期已经被成功应用于堆积脉冲的识别与分离^[18-20]。本研究展示了一个由多模型进行复合产生的神经网络模型的拓扑结构和训练过程,该模型用于对测量系统输出脉冲进行反卷积展开,从而在不忽略信噪比的情况下实现脉冲高度的准确估计。

1 数据集制作

本文提出的UNet+LSTM模型用于对硅漂移探测器输出的截断脉冲进行高度估计。硅漂移探测器输出的弱电流信号经开关复位型的前置放大电路放大后输出堆积上升的阶跃脉冲,如图1所示。

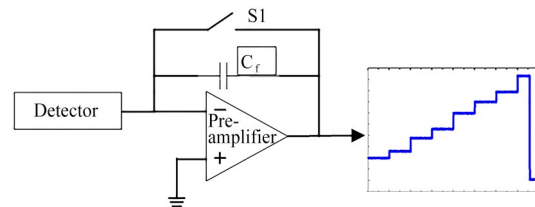


图1 前置放大器的输出信号
Fig.1 Output signal of a preamplifier

从图1可以看出,前放输出的阶跃脉冲不仅是堆积上升的,而且还包含很多噪声。因此,在制作模拟数据集的时候,为了对脉冲幅度进行归一化处理,用于产生脉冲幅度的随机数 X_1 服从0~1之间的均匀

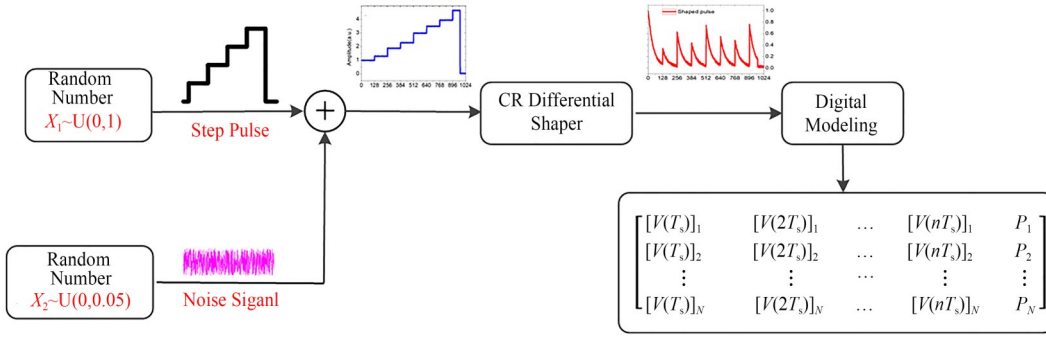


图2 数据集制作过程
Fig.2 Generation process of datasets

分布,用于产生噪声幅度的随机数 X_2 服从 0~0.05 之间的均匀分布,其数据集制作过程如图 2 所示。堆积上升的阶跃脉冲叠加噪声后然后再由 CR 微分整形器滤除直流成分并将阶跃脉冲整形为负指数脉冲。负指数脉冲序列经数字化采样建模产生矩阵形式的数据集^[21]。

为了得到完整的负指数整形脉冲,阶跃脉冲需要有一定的保持时间,当采样频率为 50 MHz、采样点数为 128 点时,每个阶跃脉冲的理想宽度为 6.4 μ s。但实际测量中测量系统输出的阶跃脉冲常常会包含一些宽度不够的脉冲,如图 2 中阶跃脉冲序列中的最后一个脉冲所示,本文把这种脉冲宽度不足的脉冲定义为截断脉冲。这种脉冲在经过 CR 微分整形后将会以被截断的负指数脉冲形式呈现^[22-24],如图 2 中负指数脉冲序列中的最后一个脉冲所示。

将 CR 整形后的结果进行采样,采样周期 T_s 为 50 MHz,采样点数 128 点,生成的脉冲幅度矩阵如式 (1) 所示。矩阵包含 N 行 $n+1$ 列,其中 N 代表脉冲数量, n 代表每个脉冲的采样点数,取值 128。因此,矩阵 (1) 中每一行代表一个脉冲的 128 个采样幅值以及该脉冲的真实高度。以第一个脉冲为例,第一行前 128 列代表该脉冲的 128 个采样值,最后一列 P_1 代表第一个脉冲的脉冲高度。根据模型训练需要,本文将数据集按照 7:2:1 的比例分割为训练集、验证集、测试集^[25]。

$$\begin{bmatrix} [V(T_s)]_1 & [V(2T_s)]_1 & \dots & [V(nT_s)]_1 & P_1 \\ [V(T_s)]_2 & [V(2T_s)]_2 & \dots & [V(nT_s)]_2 & P_2 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ [V(T_s)]_N & [V(2T_s)]_N & \dots & [V(nT_s)]_N & P_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

为了评估截断脉冲数量对本文所提议模型性能的影响,引入截断率指标 R_i , R_i 表示截断脉冲数量占总脉冲数量的比例。在数据集的制作中,生成截断

率不同的噪声脉冲序列 1 000 个,每个序列包含 4 个脉冲,而每个脉冲由 128 个采样点组成,因此,在模拟数据集中 1 000 个脉冲序列生成了 512 000 个样本。在实际测量中得到的脉冲序列其截断率通常会随着计数率升高而升高,但通常都在 25% 以下,因此,在进行截断率分配的时候重点关注了 25% 以下的比例,模拟产生的数据集中,截断率 5%、10%、15%、20%、25%、35%、45%、50%、75% 和 100% 的脉冲序列各占比 10%。

2 模型开发

本文提出一种改进的 UNet 模型,其内部结构如图 3 所示,使用 §2 生成的数据集训练模型。在模型训练过程中,输入信号是叠加了噪声的脉冲幅度矩阵,而输出信号则是被展开的脉冲高度集合。该网络包括提取信号特征的编码器以及进行特征融合的解码器,不管是编码器还是解码器都包含 4 个卷积核大小为 3×3 的卷积块,不同之处在于编码器在卷积层之后使用最大池化运算进行下采样,池化大小为 2×2,步长为 2,而解码器则是先通过 2×2 转置卷积运算对输入信号进行上采样,减少特征通道数,然后再进行卷积运算。区别于传统 UNet 的是改进后的 UNet 在编码器和解码器之添加了 LSTM, LSTM 输出的是特征值,因此,在特征值与损失函数之间还需要用一个全连接层进行连接。

为了评估模型输出和期望输出之间的差异,均方差 (Mean Square Error, MSE) 被用作模型的损失函数并将损失值 L_{MSE} 反馈给网络来更新权重,实现减少后续迭代误差的目的。模型输出值脉冲高度集 P'_i 与预期的输出值 P_i 的误差则可以通过损失函数来计算。对于有 N 个样本的训练集,损失函数的计算式如式 (2) 所示:

$$L_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - P'_i)^2 \quad (2)$$

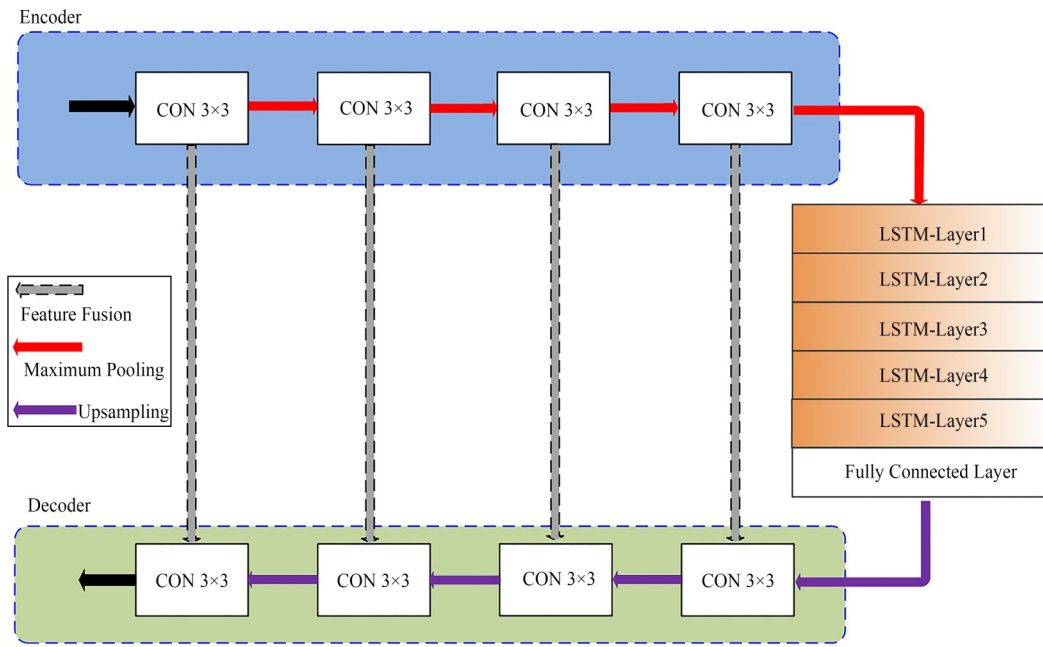


图3 UNet-LSTM 模型结构示意图
Fig.3 Structural diagram of UNet-LSTM model

图4显示了模型训练过程中LSTM的层数和batch_size的超参优化过程,使用Adam优化器,采用可变学习率对模型进行训练,初始值为0.000 1,在 $1 \times 10^{-5} \sim 1 \times 10^{-3}$ 区间内动态更新。如果batch_size设置得太大,可能会导致训练过程中内存溢出,并且模型容易收敛到局部最优,从而无法完成训练;如果batch_size太小,则模型的收敛速度太慢,训练时间太长。图4显示了当LSTM模型的层数为5且参数batch_size分别设置为10和100时,在训练集和验证集上获得的迭代损失值。当batch_size为100时,模型在第40个epoch收敛,收敛后的损失值依然高达 1.8×10^5 ;当batch_size设置为10时,模型正常收敛,并且收敛后的损失值能够快速下降。

在对LSTM模型进行参数优化时,理论上讲,层数越多训练结果就越理想。当然,梯度消失的问题也需要考虑,层数的增加会带来更大的计算负担,因此在优化超参时通常将层数设置为3~6。图4显示了LSTM层数分别为3和5时在训练集上获得的损失值迭代图。可以看出,当batch_size为10时,LSTM模型即便层数不同但衰减速度是接近的,但当层数为3时,模型收敛后的损失值仍然高达 1.6×10^5 ;当层数为5时,模型不仅能够快速收敛,而且收敛后的损失值也会快速降低。

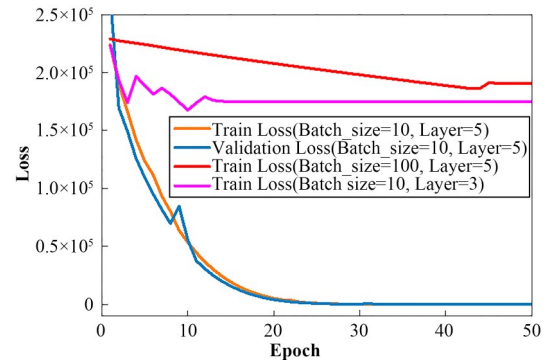


图4 UNet-LSTM模型训练过程中的损失值变化(彩图见网络版)

Fig.4 Changes in loss values during the training of the UNet-LSTM model (color online)

3 模型性能评估

3.1 模型验证

取验证集中200个脉冲序列中任意5个序列进行分析,如图5所示,每个序列包含4个脉冲,且脉冲幅度都在0~1之间,其中序列S1包含脉冲P1~P4,截断脉冲为P3;序列S2包含脉冲P5~P8,截断脉冲为P6和P7;序列S3包含脉冲P9~P12,截断脉冲为P9和P11;序列S4包含脉冲P13~P16,截断脉冲为P14;序列S5包含脉冲P17~P20,截断脉冲为P18和P19。

为了验证模型脉冲高度估计的性能,对图5所示的20个脉冲分别采用传统的数字梯形成形方法和复合神经网络模型进行脉冲高度预测。取序列

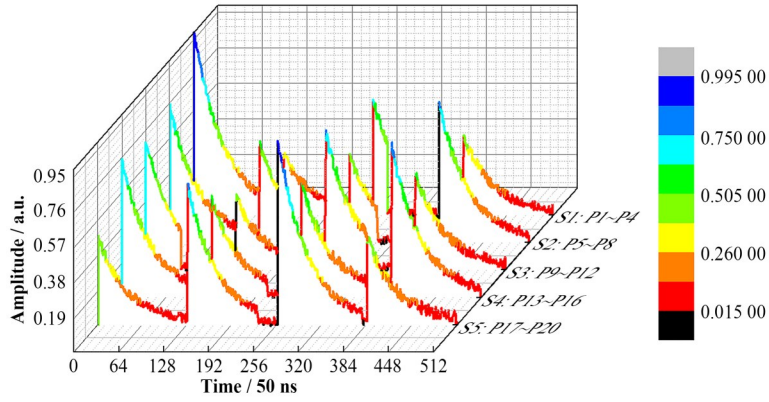


图5 模拟脉冲序列图

Fig.5 Simulated pulse sequence diagram

S1中4个负指数脉冲如图6中的红色曲线所示，截断脉冲P3在衰减过程中发生了截断，损失了截断之后的所有脉冲幅度信息，导致成形结果的幅度有较大的损失。

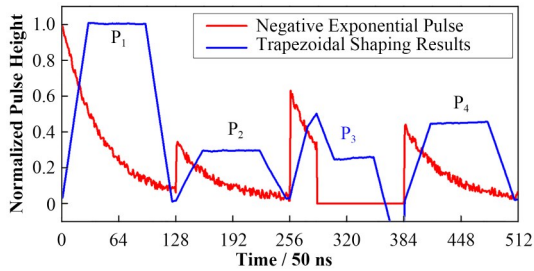


图6 梯形成形结果(彩图见网络版)

Fig.6 Trapezoidal shaping result (color online)

在对模型和梯形成形结果进行对比时，用 Δ 表示脉冲高度估计的绝对误差， δ 表示相对误差， A_{real} 表示真实脉冲高度， A_{Trape} 表示通过梯形成形算法得到的脉冲高度，从而得出梯形成形对脉冲高度估计的绝对误差 Δ_{Trape} 和相对误差 δ_{Trape} 的计算公式分别如式(3)和(4)所示， A_{UNet} 表示UNet-LSTM模型预测得到的脉冲高度，UNet-LSTM模型对截断脉冲高度估计的绝对误差 Δ_{UNet} 和相对误差 δ_{UNet} 的计算公式分别如式(5)和(6)所示。

$$\Delta_{\text{Trape}} = \text{ABS}(A_{\text{real}} - A_{\text{Trape}}) \quad (3)$$

$$\delta_{\text{Trape}} = \frac{\Delta_{\text{Trape}}}{A_{\text{real}}} \times 100\% \quad (4)$$

$$\Delta_{\text{UNet}} = \text{ABS}(A_{\text{real}} - A_{\text{UNet}}) \quad (5)$$

$$\delta_{\text{UNet}} = \frac{\Delta_{\text{UNet}}}{A_{\text{real}}} \times 100\% \quad (6)$$

对图5所示的20个脉冲采用传统的梯形成形算法以及本文提议的神经网络模型分别进行脉冲高度分析，结果如表1所示。如前文所述，当采样频率为20 MHz，采样周期为50 ns时，一个完整的负指数脉

冲包含128个采样点，理想脉冲宽度为6.4 μs 。图5所示的发生截断的脉冲包括P₃(包含20个采样点)、P₆(包含30个采样点)、P₇(包含40个采样点)、P₉(包含50个采样点)、P₁₁(包含60个采样点)、P₁₄(包含80个采样点)、P₁₈(包含100个采样点)、P₁₉(包含120个采样点)，对该脉冲序列进行梯形成形，梯形成形的上升时间包含30个采样点，持续时间为1.5 μs ，平顶宽度为3.4 μs 。

在前期研究成果^[2]中已经得出传统的成形算法要求负指数脉冲宽度至少大于三角成形或者梯形成形的上升时间，否则得到的成形结果就会产生较大的误差，因此，本文在采用梯形成形时选择了较小的上升时间来尽可能地避免成形误差产生。从表1中梯形成形对脉冲高度的计算结果可以看出，8个截断脉冲中仅P₃的脉冲宽度小于梯形成形的上升时间，其梯形成形结果相对误差高达21.33%，而其他截断脉冲的相对误差都能够控制在5%左右，最终梯形成形算法对该序列脉冲高度估计的平均相对误差为4.22%。采用UNet-LSTM模型对输入脉冲序列进行展开并进行脉冲高度估计，可以看出，估计结果并未受到脉冲截断的影响，平均相对误差约为2.31%，该模型对验证集中200个脉冲序列进行高度估计得到的平均相对误差约为2.18%。

3.2 实验结果分析

为了在实际应用中对所提出的神经网络模型进行验证，在规定的实验条件下，截取同一样品不同截断率的脉冲序列以及同一样品相同截断率的脉冲序列调用神经网络模型进行脉冲高度估计，其实验结果如表2所示。表2展示的8个脉冲序列是从实际测量得到的离线脉冲序列中截取的，其实验平台的配置如下：

1) KYW2000A型X光管，带有Ag target的X射线管被用来辐照样品，X射线管的电流被设定为

表1 神经网络模型对截断脉冲高度的估计值与真实值的对比
Table 1 Comparison between the estimated and true values of the pulse height using neural network models

序列 Sequence	脉冲 Pulse	是否截断 Truncated or not	脉冲高度 Pulse amplitude A_{real}	梯形成形值 Trapezoidal shaping value A_{Trape}	相对误差 Relative error $\delta_{\text{Trape}} / \%$	模型估计值 Model estimate A_{UNet}	相对误差 Relative error $\delta_{\text{UNet}} / \%$
S1 ($R_t=25\%$)	P1	No	0.96	1.01	4.98	0.93	3.01
	P2	No	0.32	0.30	6.10	0.31	1.08
	P3	Yes	0.59	0.46	21.33	0.57	3.73
	P4	No	0.43	0.45	3.72	0.40	5.88
S2 ($R_t=50\%$)	P5	No	0.71	0.73	2.38	0.71	0.38
	P6	Yes	0.50	0.49	1.82	0.52	3.67
	P7	Yes	0.46	0.47	1.88	0.44	3.27
	P8	No	0.73	0.76	4.21	0.71	3.15
S3 ($R_t=50\%$)	P9	Yes	0.66	0.67	1.73	0.66	0.76
	P10	No	0.40	0.41	4.45	0.40	1.01
	P11	Yes	0.71	0.75	5.30	0.69	2.34
	P12	No	0.52	0.54	4.36	0.51	1.16
S4 ($R_t=25\%$)	P13	No	0.71	0.72	1.95	0.72	1.27
	P14	Yes	0.51	0.52	1.54	0.52	1.97
	P15	No	0.60	0.61	2.13	0.62	3.35
	P16	No	0.79	0.82	4.25	0.80	1.39
S5 ($R_t=50\%$)	P17	No	0.46	0.45	2.63	0.45	2.18
	P18	Yes	0.72	0.75	4.42	0.70	2.09
	P19	Yes	0.94	0.95	0.31	0.93	1.38
	P20	No	0.46	0.44	4.94	0.48	3.12

8 μA , 电压保持在 35 kV;

2) FAST SDD 探测器 (123 eV FWHM Resolution @ 5.9 keV);

3) 粉末铁矿样品、粉末岩石样品;

(a)



4) 数字系统采用 ADC9235, 工作在 20 MSPS, 分辨率为 12 位。

其中: FAST SDD 如图 7(a)所示, X 光管如图 7(b)所示。

(b)

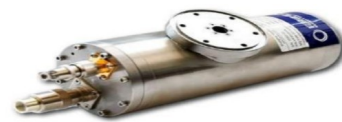


图7 实验装置图片 (a) 探测器, (b) X光管
Fig.7 Photographs of experimental setup (a) Detector, (b) X-ray tube

为了保守地测试本文所提的神经网络模型, 测试集截取的负指数脉冲输入信号比训练集和验证集中的输入信号噪声更大。探测器输出的阶跃脉冲信号经开关复位型前置放大器和 CR 微分整形电路输出负指数脉冲序列, 经数字化后将获得的脉冲序列输入 UNet-LSTM 模型进行脉冲高度估计的离线处理。从两种样品多次实验获得的离线脉冲中分别截取截断率为 25%、50%、75%、100% 的实测脉冲序列进行模型预测结果分析, 结果如表 2 所示。

8 组脉冲序列中, 样品类型不同、截断率不同都没有对神经网络模型的脉冲高度估计结果有任何影

响, 即便是在截断率高达 100% 的极端情况下, 本文训练的神经网络模型依然获得了远优于传统脉冲估计方法的性能, 在两种样品、8 组离线脉冲序列的幅度估计中得到的平均相对误差为 2.36%。

4 结语

在这项研究中, 提出改进的 UNet 模型对脉冲高度进行估计, 该模型在 UNet 结构的基础上添加了 LSTM, 以模拟生成的脉冲序列作为数据集对本文提议的神经网络模型进行训练和验证。验证集上的损失值在下降过程中出现了震荡, 最终在第 46 个

表2 神经网络模型对不同样品的脉冲高度估计效果对照表
Table 2 Comparison of the pulse height estimation effects of neural network models on different samples

序号 Number	样品类型 Sample type	截断率 Truncation rate / %	平均相对误差 Average relative error / %
1	粉末铁矿	25	2.21
2	样品	50	2.46
3	Powder iron	75	2.42
4	ore sample	100	2.75
5	粉末岩石	25	1.19
6	样品	50	2.41
7	Powder rock	75	2.15
8	sample	100	3.28

epoch时验证集和训练集的损失值都达到了 10^{-4} 的数量级,模型收敛良好。在模型验证环节中,取5个脉冲序列进行脉冲高度估计,其中UNet-LSTM模型对脉冲高度估计的平均相对误差约为2.31%,相较于传统的梯形成形算法对脉冲高度估计得到的平均相对误差降低了1.91%。在粉末铁矿样品和粉末岩石样品的实际测量中,不同截断率的实测脉冲序列也进一步验证了UNet-LSTM模型的脉冲高度估计性能,在两种样品、8组离线脉冲序列的幅度估计中得到的平均相对误差为2.36%。模拟与实验结果表明,该模型能够准确地对发生了截断的脉冲序列进行脉冲高度估计。

本文提出的神经网络模型并不仅是针对特定的探测器,在今后的研究中,将重点考虑将该模型应用于快速光谱学,通过准确预测脉冲高度来改善光谱学分析性能,这对于光谱精细化分析以及元素含量分析都是具有重大意义的。

作者贡献声明 唐琳负责论文整体构思,初稿完善;周爽直接参与论文研究,负责模型训练;廖先莉负责数据集制作;刘泽负责实验暑假数据的收集与整理;李波负责实验测试结果分析。

参考文献

- Tang L, Yu J, Zhou J B, *et al.* A new method for removing false peaks to obtain a precise X-ray spectrum[J]. Applied Radiation and Isotopes, 2018, **135**: 171 - 176. DOI: [10.1016/j.apradiso.2018.01.033](https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2018.01.033).
- Tang L, Zhou J B, Fang F, *et al.* Counting-loss correction for X-ray spectra using the pulse-repairing method[J]. Journal of Synchrotron Radiation, 2018, **25**(Pt 6): 1760 - 1767. DOI: [10.1107/S160057751801411X](https://doi.org/10.1107/S160057751801411X).
- Wang M, Hong X, Zhou J B, *et al.* Rising time restoration for nuclear pulse using a mathematic model[J]. Applied Radiation and Isotopes, 2018, **137**: 280 - 284. DOI: [10.1016/j.apradiso.2018.01.018](https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2018.01.018).
- Tang L, Zhao W D, Yu S K, *et al.* Optimization design of X-ray spectrum data processing platform[J]. Spectroscopy And Spectral Analysis, 2021, **41**: 763 - 767.
- Lee M J, Lee D, Ko E, *et al.* Pulse pileup correction method for gamma-ray spectroscopy in high radiation fields[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2020, **52** (5): 1029 - 1035. DOI: [10.1016/j.net.2019.12.003](https://doi.org/10.1016/j.net.2019.12.003).
- Liu B Q, Liu M Z, He M F, *et al.* Model-based pileup events correction via Kalman-filter tunnels[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2019, **66**(1): 528 - 535. DOI: [10.1109/TNS.2018.2885074](https://doi.org/10.1109/TNS.2018.2885074).
- 虞年, 徐玉朋, 蔡严克, 等. 硅漂移探测器时间分辨优化仿真研究[J]. 核技术, 2021, **44**(4): 040404. DOI: [10.11889/j.0253-3219.2021.hjs.44.040404](https://doi.org/10.11889/j.0253-3219.2021.hjs.44.040404).
YU Nian, XU Yupeng, CAI Yanke, *et al.* Simulation study on time resolution optimization of silicon drift detector[J]. Nuclear Techniques, 2021, **44**(4): 040404. DOI: [10.11889/j.0253-3219.2021.hjs.44.040404](https://doi.org/10.11889/j.0253-3219.2021.hjs.44.040404).
- 黄宇雁, 宫辉, 李荐民. 高计数率下的实时梯形成形算法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2017, **57**(5): 521 - 524. DOI: [10.16511/j.cnki.qhdxxb.2017.22.031](https://doi.org/10.16511/j.cnki.qhdxxb.2017.22.031).
HUANG Yuyan, GONG Hui, LI Jianmin. Real time trapezoidal shaping algorithm at high count rates[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2017, **57**(5): 521 - 524. DOI: [10.16511/j.cnki.qhdxxb.2017.22.031](https://doi.org/10.16511/j.cnki.qhdxxb.2017.22.031).
- Kantor M Y, Sidorov A V. Detection of true Gaussian shaped pulses at high count rates[J]. Journal of Instrumentation, 2020, **15**(6): P06015. DOI: [10.1088/1748-0221/15/06/p06015](https://doi.org/10.1088/1748-0221/15/06/p06015).
- Liu Y, Wang M, Wan W J, *et al.* Counting-loss correction method based on dual-exponential impulse shaping[J]. Journal of Synchrotron Radiation, 2020, **27**(Pt 6): 1609 - 1613. DOI: [10.1107/S1600577520010954](https://doi.org/10.1107/S1600577520010954).
- Liu Y Y, Zhang J L, Liu L F, *et al.* Implementation of real-time digital CR-RC^m shaping filter on FPGA for gamma-ray spectroscopy[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2018, **906**: 1 - 9. DOI: [10.1016/j.nima.2018.05.020](https://doi.org/10.1016/j.nima.2018.05.020).
- Hong X, Wang H P, Zhou J B, *et al.* Peak tailing cancellation techniques for digital CR- (RC)ⁿ filter[J]. Applied Radiation and Isotopes: Including Data, Instrumentation and Methods for Use in Agriculture,

- Industry and Medicine, 2021, **167**: 109471. DOI: [10.1016/j.apradiso.2020.109471](https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2020.109471).
- 13 Hong X, Li L, Wu J L, *et al.* An adaptive digital filter for quasi-Gaussian pulse shaping[J]. Journal of Instrumentation, 2023, **18**(4): P04002. DOI: [10.1088/1748-0221/18/04/p04002](https://doi.org/10.1088/1748-0221/18/04/p04002).
- 14 Jordanov V T. Unfolding-synthesis technique for digital pulse processing. Part 1: unfolding[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2015, **805**: 63 - 71. DOI: [10.1016/j.nima.2015.07.040](https://doi.org/10.1016/j.nima.2015.07.040).
- 15 Regadio A, Esteban L, Sánchez-Prieto S. Unfolding using deep learning and its application on pulse height analysis and pile-up management[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2021, **1005**: 165403. DOI: [10.1016/j.nima.2021.165403](https://doi.org/10.1016/j.nima.2021.165403).
- 16 Janjanam L, Saha S K, Kar R, *et al.* Volterra filter modelling of non-linear system using Artificial Electric Field algorithm assisted Kalman filter and its experimental evaluation[J]. ISA Transactions, 2022, **125**: 614 - 630. DOI: [10.1016/j.isatra.2020.09.010](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.09.010).
- 17 Stoller D, Ewert S, Dixon S. Wave-U-net: a multi-scale neural network for end-to-end audio source separation [EB/OL]. 2018: arXiv: 1806.03185. <https://arxiv.org/abs/1806.03185>.
- 18 Ma X K, Huang H Q, Huang B R, *et al.* X-ray spectra correction based on deep learning CNN-LSTM model[J]. Measurement, 2022, **199**: 111510. DOI: [10.1016/j.measurement.2022.111510](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111510).
- 19 Ma X K, Huang H Q, Wang Q C, *et al.* Estimation of Gaussian overlapping nuclear pulse parameters based on a deep learning LSTM model[J]. Nuclear Science and Techniques, 2019, **30**(11): 171. DOI: [10.1007/s41365-019-0691-2](https://doi.org/10.1007/s41365-019-0691-2).
- 20 唐琳, 李勇, 唐羽锋, 等. 基于深度学习的 LSTM 模型在 X 荧光光谱中的应用[J]. 核技术, 2023, **46**(7): 070502. DOI: [10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.070502](https://doi.org/10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.070502).
TANG Lin, LI Yong, TANG Yufeng, *et al.* Application of an LSTM model based on deep learning through X-ray fluorescence spectroscopy[J]. Nuclear Techniques, 2023, **46**(7): 070502. DOI: [10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.070502](https://doi.org/10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.070502).
- 21 唐琳, 周爽, 李勇, 等. 嵌入位置编码的多头注意力机制在堆积脉冲幅度估计中的应用[J]. 核技术, 2023, **46**(9): 090505. DOI: [10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.090505](https://doi.org/10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.090505).
TANG Lin, ZHOU Shuang, LI Yong, *et al.* Application of multi-head attention mechanism with embedded positional encoding in amplitude estimation of stacked pulses[J]. Nuclear Techniques, 2023, **46**(9): 090505. DOI: [10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.090505](https://doi.org/10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.090505).
- 22 Wang M, Zhou J B, Ouyang X P, *et al.* Gaussian shaper for nuclear pulses based on multi-level Cascade Convolution[J]. Nuclear Science and Techniques, 2022, **33** (12): 160. DOI: [10.1007/s41365-022-01145-4](https://doi.org/10.1007/s41365-022-01145-4).
- 23 Zhang H Q, Shi H T, Li Z D, *et al.* Digitalization of inverting filter shaping circuit for nuclear pulse signals[J]. Nuclear Science and Techniques, 2020, **31**(9): 86. DOI: [10.1007/s41365-020-00799-2](https://doi.org/10.1007/s41365-020-00799-2).
- 24 Wang X Y, Zhou J B, Wang M, *et al.* Signal modeling and impulse response shaping for semiconductor detectors[J]. Nuclear Science and Techniques, 2022, **33**(4): 46. DOI: [10.1007/s41365-022-01027-9](https://doi.org/10.1007/s41365-022-01027-9).
- 25 Liu H R, Cheng Y X, Zuo Z, *et al.* Discrimination of neutrons and gamma-rays in plastic scintillator based on pulse coupled neural network[J]. Nuclear Science and Techniques, 2021, **32**(8): 82. DOI: [10.1007/s41365-021-00915-w](https://doi.org/10.1007/s41365-021-00915-w).