中北大学学报(自然科学版)
JOURNAL OF NORTH UNIVERSITY OF CHINA(NATURAL SCIENCE EDITION)
2026年 第47卷 第5期(总第229期)
Vol. 47 No. 5 2026(Sum No. 229)

文章编号：1673-3193(2026)05-0619-09 J. North Univ. China, Nat. Sci. Ed., 2026, 47(5): 619-627.

基于深度学习重构的微型膛压测试系统研究

李兴民[1]，孙传猛[1,2*]，付江豪[1]，谢泽辉[2,3]，裴东兴[2,3]，王 宇[2,3]

(1. 中北大学 机电工程学院，山西 太原 030051；
2. 中北大学 极限环境光电动态测试技术与仪器全国重点实验室，山西 太原 030051；
3. 中北大学 电气与控制工程学院，山西 太原 030051)

摘 要：针对传统放入式电子测压器体积难以进一步减小、低温长时间待机能耗高以及光触发采集易造成膛压信号上升沿缺失等问题，提出一种基于深度学习的微型膛压测试方法。该方法以火药燃烧产生的光信号作为触发源，将传统负延时循环采集模式改为瞬态触发采集模式，并采用微型化超级电容供电，以降低待机功耗和电源体积；同时，针对系统从光触发到稳定采集约4.75 ms延迟导致的基线及部分上升沿缺失问题，构建了融合卷积神经网络、边缘注意力、Transformer和元学习的生成对抗网络重构模型，实现了残缺膛压信号补全。研制的原理样机体积为17.87 cm^3，较现有22 cm^3测试仪缩小18.7%。模拟膛压发生器实验结果表明，重构信号与完整信号的皮尔逊相关系数均达到0.99以上，峰值偏差小于1%，压力上升时间偏差小于5%。该方法可为中小口径身管武器膛压测试仪微型化设计提供技术参考。

关键词：膛压测试；微体积；光触发；深度学习；信号重构

中图分类号：TJ410.6 **文献标识码：**A **doi:** 10.62756/jnuc.issn.1673-3193.2026.07.0030

引用格式：李兴民，孙传猛，付江豪，等. 基于深度学习重构的微型膛压测试系统研究[J]. 中北大学学报(自然科学版)，2026，47(5)：619-627.

Li Xingmin, Sun Chuanmeng, Fu Jianghao, et al. Research on a miniature chamber pressure measurement system based on deep learning reconstruction[J]. Journal of North University of China(Natural Science Edition), 2026, 47(5): 619-627.

Research on a Miniature Chamber Pressure Measurement System Based on Deep Learning Reconstruction

Li Xingmin[1], Sun Chuanmeng[1,2*], Fu Jianghao[1], Xie Zehui[2,3], Pei Dongxing[2,3], Wang Yu[2,3]

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. State Key Laboratory of Extreme Environment Optoelectronic Dynamic Measurement Technology and Instrument, North University of China, Taiyuan 030051, China;
3. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To address the difficulty of further reducing the size of conventional drop-in electronic chamber pressure testers, the high energy consumption during prolonged low-temperature standby, and the loss of the rising edge of chamber pressure signals caused by optical triggering, a miniaturized chamber pressure

收稿日期：2026-07-30
基金项目：仪器科学与动态测试教育部重点实验室开放基金项目(JYBSYSKFJJ319001)；国家自然科学基金青年科学基金项目(62401521)
作者简介：李兴民(1980—)，男，高级工程师，硕士，主要从事智能探测与控制技术的研究。
* **通信作者：**孙传猛(1988—)，男，副教授，博士，主要从事智能探测与控制技术的研究。E-mail：suncm@nuc.edu.cn。

testing method based on deep learning was proposed. The optical signal generated by propellant combustion was used as the trigger source, replacing the conventional negative-delay cyclic acquisition mode with transient triggered acquisition. A miniaturized supercapacitor was employed to reduce standby power consumption and power-supply volume. Meanwhile, to compensate for the loss of the baseline and part of the rising edge caused by the approximately 4.75 ms delay between optical triggering and stable data acquisition, a generative adversarial reconstruction network integrating a convolutional neural network, edge attention, a Transformer, and meta-learning was developed to reconstruct incomplete chamber pressure signals. The developed prototype has a volume of 17.87 cm^3, representing an 18.7% reduction compared with the existing 22 cm^3 tester. Experiments conducted using a simulated chamber pressure generator show that the Pearson correlation coefficients between the reconstructed and complete signals are all above 0.99, with peak-pressure deviations below 1% and pressure-rise-time deviations below 5%. The proposed method provides a technical reference for the miniaturization of chamber pressure testers for small- and medium-caliber barrel weapons.

Key words: chamber pressure test; micro-volume; optical trigger; deep learning; signal reconstruction

0 引 言

膛压是评价身管武器内弹道过程、发射安全性和装药匹配性的重要动态参数[1]。膛压曲线能够反映火药燃烧、弹丸起动、加速及膛内气体膨胀过程，是进行弹道模型修正、武器结构强度校核和发射性能评估的重要依据[2]。放入式电子测压器因可随弹药进入药室并在发射后回收读取数据，已成为膛压测试的重要技术装置[3]。

国外内置式电子测压器较早实现了传感、采集与存储一体化。20世纪80年代末，奥地利AVL公司推出第一代内置式电子测压器；随后俄罗斯和美国开展了面向中小口径武器的同类装置研究。2000年，奥地利HPI公司研制了B251内置式电子测压器，后续的B252 IPG[2]进一步集成压电高压传感器与非易失存储单元，兼顾了小型化、快速响应和密闭环境自主测量，推动膛压测试装置由分立测量向一体化、智能化发展[4]。

国内研究以中北大学研制的放入式“电子测压蛋[5]”为代表，利用存储测试技术在药室内完成了膛压信号采集与存储；在此基础上，壳体电容式电子测压器利用受压壳体形变构成敏感电容，降低了压电传感器带来的体积与成本约束。近年来，研究重点进一步转向低功耗、高速和宽动态范围，王浩达等[6]采用RISC-V微控制器、分模块电源使能和运行状态机，将国产化嵌入式火炮压力测试系统的最低耗电量降至8.14 mAh。

现有成果提升了测试系统的集成度、功耗水平和动态测量能力，但仍存在三方面不足：1）常用放入式电子测压器最小体积约22 cm^3，主要适用于57 mm及以上口径，难以满足更小药室容积下体积不超过2.5%的约束；2）低功耗方案仍普遍依赖电池、机械倒置开关和发射前循环存储，长时间待机与重复写入造成的无效能耗限制了电源及壳体进一步缩小；3）高速宽动态硬件与缺失信号后处理多为独立设计，尚缺少将事件触发微型化采集与残缺膛压信号重构协同考虑的系统方案。

对缺少的信号进行重构补全非常重要，可以在测试仪出现故障引发失效风险时拯救数据。目前的信号重构技术主要有传统填充法和基于深度学习的填充法[7]。常用的深度学习网络有卷积神经网络(CNN)[8-9]、循环神经网络(RNN)[10]、基于自动编码器的AutoEncoder方法[11-13]、GAN网络[14]、Transformer[15]等。Yu等[16]利用深度学习结合注意力机制和混合损失函数来恢复连续缺失数据。Dou等[17]提出MDA GAN方法，重建出符合真实数据统计分布和物理规律的完整信号。成慧[18]提出并系统阐述了“分布预测”作为缺失值填充的新目标，有机整合了GNN、Attention和生成式模型，形成了处理复杂缺失问题的综合方法集。孙传猛等[19]提出了基于1D CNN与LSTM的混合模型，可以自动提取输入信号中的局部特征和空间相关性，同时捕捉信号前后的时间动态依赖关系，便于理解冲击波传播与演变的时序过程，因而可用于重构缺失的冲击波信号。

为突破上述限制，本研究提出基于光触发、超级电容供电和深度学习信号重构的微体积膛压测试

技术。利用火药燃烧先产生光信号，随后形成膛压信号的时序特征，以光信号唤醒采集系统，减少无效待机能耗；采用超级电容替代传统电池，实现快速充电和小体积供能；针对光触发启动过程造成的基线和部分上升沿缺失，建立深度学习重构模型，对残缺膛压信号进行后处理补全。

1　微体积膛压测试系统

1.1　测试需求分析

膛压测试仪需在高温、高压、强冲击和有限空间环境中完成数据采集与存储[20]。根据GJB2870－97，测试仪应适应－40 ℃低温、55 ℃高温、－40～55 ℃温度冲击、瞬时高温和高冲击环境，量程需覆盖身管武器膛压测试范围，采样频率通常为60～125 kHz，分辨率不低于12 bit，存储容量不低于16 KB。相关指标如表 1 所示。

表 1　膛压测试仪主要性能指标

Tab. 1　Main performance indicators of chamber pressure tester

指标	数值
工作温度/℃	－40～55
耐冲击加速度/($m•s^{-2}$)	≤40 000（脉宽≤100 μs）
耐瞬时高温/℃	≤3 000（持续时间<40 ms）
体积	≤药室容积的2.5%
量程/MPa	0～600
采样频率/ kHz	60～125
分辨率/bit	≥12
存储容量/KB	≥16

传统测试仪为了记录发射前后的完整数据，常采用连续循环缓存方式。若以40 mAh电池供电，有效膛压采样过程实际消耗能量不足5×10^{-4} mAh，仅占电池容量的极小部分，而长时间待机与循环写入成为能量浪费的主因。因此，若能以触发式瞬态采集替代循环采集，电源体积和外围开关结构均具有进一步压缩空间。

1.2　系统总体方案

根据GJB2870－97规定，火炮发射前需经历一系列规范化操作，确保发射过程安全可靠，而发射前准备工作时间的循环存储消耗了大量能量，导致电池体积无法减小。火药爆炸到产生膛压信号这一过程虽然极短，但也是有序进行的[21]。因此，本研究使用火药爆炸产生的光信号作为触发信号，可以大大减小触发前的能量损耗，解决了能量浪费问题，从而减少对电池容量的依赖。同时，由于目前的测试仪对电能依赖很小，所以本研究使用体积更小的超级电容取代定制电池，以进一步减小测试仪的体积。

本研究设计的基于超级电容供电与光信号触发的微型膛压测试仪由压力传感器、光电转换模块、电路模块、高强度保护壳体和高强度光窗组成。电路模块包含电信号放大电路、无线充电电路、电源管理模块、压力采集电路、晶振和单片机，总体结构如图 1 所示，三维结构如图 2 所示。

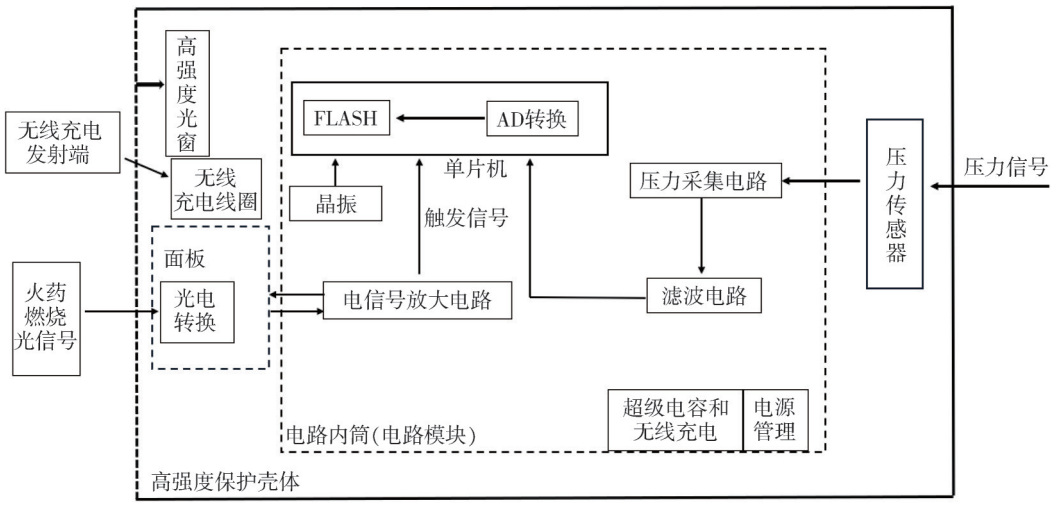


图 1　总体结构示意图

Fig. 1　Overall structure diagram

本研究方案与传统方案的主要区别在于：1）利用光触发实现事件驱动采集，替换发射前的长时间循环写入；2）采用超级电容作为能量源，减小电源体积并提高低温环境下的可用性；3）通过深度学习重构算法补偿触发启动延迟带来的信号缺失，使硬件微型化与数据完整性之间获得平衡。

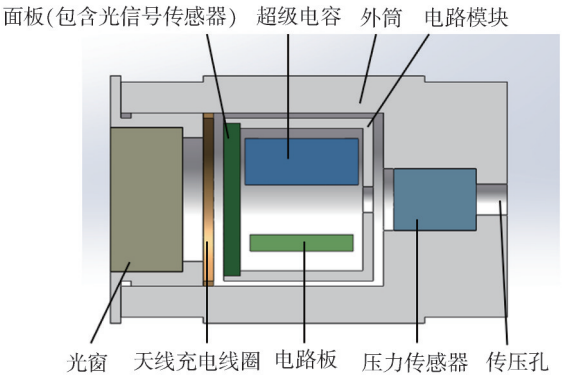


图2 膛压测试仪三维结构图

Fig. 2 3D structural diagram of the chamber pressure testing instrument

1.3 关键模块设计

光触发模块采用感光范围为400~1 200 nm、响应时间为15 μs的光敏接收二极管。光电流经跨阻转换20倍放大和整形后送入主控触发端口，以启动电源管理和采集链路。该方式可以避免机械倒置开关的空间占用，并为瞬态采集提供触发条件。

示波器测试结果表明：光触发电路输出在10 ns内超过主控有效触发阈值；受系统上电和端口初始化过程的影响，主控触发端电压由0 V上升至2.31 V约需4.75 ms，如图3所示。该启动过程是基线和部分上升沿缺失的主要来源。

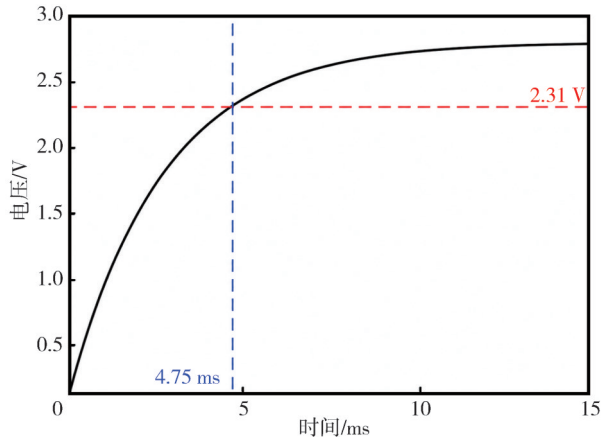


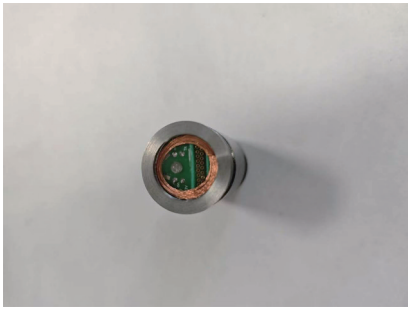
图3 系统触发端响应时间

Fig. 3 Response time of the system trigger terminal

超级电容具有充放电速度快、低温性能优于常规小型电池、可重复使用等优点。电源模块采用SE-5R5-D型超级电容，其额定容量为0.47 F，额定电压为5.5 V，最大工作电压为5.8 V，折算电容量约为0.718 mAh。系统采样电流为22 mA，单次采样时间约为20 ms，单次有效测试耗电量小于5×10^{-4} mAh。通过能量消耗分析可知，瞬态采集模式可显著降低储能器件容量要求，从而为壳体和电路的进一步微型化提供条件。

机械结构方面，测试仪需承受膛内高压、高温和冲击。本研究采用高强度壳体与陶瓷玻璃光窗结构，可使外部光信号能够传输至光电器件，同时可保证压力环境下的结构强度。通过光窗与壳体厚度计算及有限元仿真，确定满足强度约束的结构尺寸。

原理样机实物如图4所示。从俯视图中可以看出，光信号可以透过光窗传入光传感器中，从而实现光信号触发。经测量，该测试仪的体积为17.87 cm^3，小于现有膛压测试仪的体积(22 cm^3)。



(a) 俯视图



(b) 正视图

图4 膛压测试仪整体图

Fig. 4 Overall diagram of chamber pressure tester

2 基于深度学习的膛压信号后处理方法

2.1 信号缺失机理

采用光触发后，系统从接收光信号到电路稳定运行约需4.75 ms。在此期间，膛压信号已开始上升，导致采集数据缺少基线和部分上升沿。膛压曲线通常具有“快速上升、峰值保持极短、随后衰减回零”的典型形态，缺失段集中在高信息量的突变区域，直接线性插值或样条插值容易造成上升沿过度平滑，

影响峰值、上升时间等关键内弹道参数的计算。

考虑到膛压曲线回零线与基线一致，且不同工况下上升沿和衰减段存在可学习的形态关联，将残缺信号补全问题转化为从不完整序列到完整序列的非线性映射学习问题，构建生成对抗网络进行重构。

2.2　EAformer-ML-GAN 网络结构

本研究以对抗网络（GAN）为主体框架，融合边缘注意力机制与元学习方法，并结合 Transformer 架构与 LoFLAT 算法实现时域和频域特征的双分支提取与融合。生成器用于产生重构信号，判别器用于判断输入信号来自真实样本还是生成样本，二者通过对抗训练不断更新网络参数。将 MAML 元学习算法融合到改进后的 GAN 网络中，得到深度学习网络流程，如图 5 所示。

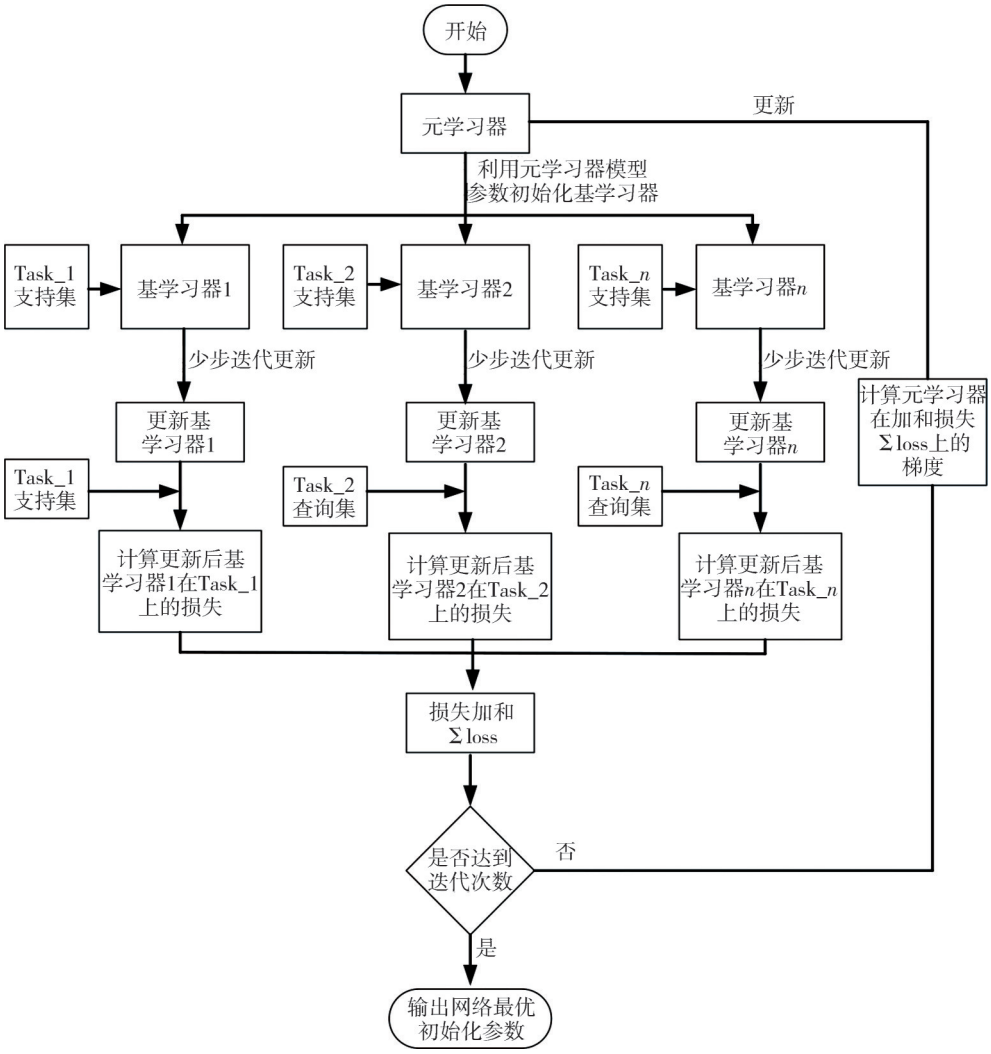


图 5　深度学习网络流程图

Fig. 5　Flow chart of deep learning network

由于 LoFLAT 算法输入的是图像特征，需将一维膛压信号转换为时序图和频域图。时域分支采用 GAF 将一维数据转换为二维图像，以提取时间序列特征；频域分支采用短时傅里叶变换（STFT）获得时频联合分布，并通过幂律压缩增强频谱中的微小幅度信号。时域图和频域图分别输入 LoFLAT 网络，经过特征提取模块、特征转换模块和匹配模块获得时域、频域特征，再利用门控单元完成双分支特征融合。融合后的特征输入边缘注意力与 Transformer 融合模块，其中，边缘注意力用于强化膛压信号上升沿突变区域，Transformer 用于处理序列间的长程依赖关系。生成器结构如图 6 所示。

MAML 元学习包括内循环和外循环。内循环在每个任务上分别训练生成器和判别器，通过少量梯度更新使模型快速适应当前任务；外循环将多个任务的损失进行综合优化，更新生成器和判别器的初始参数，以提高模型对不同任务的适应

能力。实验采用200组模拟膛压信号，并加入信噪比为20 dB的高斯白噪声；训练集与测试集按照3∶1划分。Batch Size设置为64，初始学习率设置为0.000 1，重构网络学习率设置为0.001，优化器采用Adam，训练轮数为100，梯度裁剪设置为1。

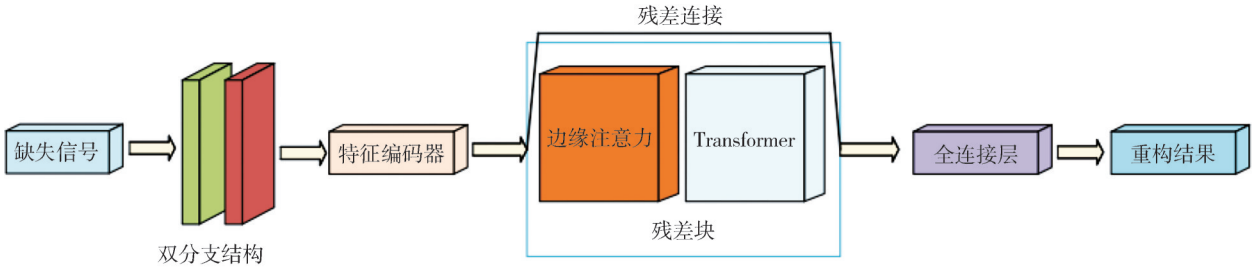


图6 基于边缘注意力和Transformer残差块的生成器结构

Fig. 6 Generator structure based on edge attention and Transformer residual blocks

设残缺膛压信号为x，完整信号为y，生成器输出为$y=G(x)$。训练目标由对抗损失、重构损失和特征约束共同组成。判别器损失为

$$\mathcal{L}_D=-E_{y\sim p_{\text{data}}}[\log D(y)]-E_{x\sim p_x}[\log(1-D(G(x)))], \tag{1}$$

式中：$-E_{y\sim p_{\text{data}}}[\log D(y)]$是对真实样本的损失，鼓励判别器对真实样本给出更高的判别概率；$-E_{x\sim p_x}[\log(1-D(G(x)))]$是对生成样本的损失，鼓励判别器对生成样本给出较低的判别概率。

生成器损失可表示为

$$\mathcal{L}_G=\lambda_1\|y-G(x)\|_1+\lambda_2\mathcal{L}_{\text{adv}}+\lambda_3\mathcal{L}_{\text{edge}}, \tag{2}$$

式中：$\mathcal{L}_{\text{adv}}$为对抗损失；$\mathcal{L}_{\text{edge}}$为上升沿特征约束；$\lambda_1$、$\lambda_2$、$\lambda_3$为权重系数。通过该损失设计，模型既保持了波形整体一致性，又强化了峰值前快速上升段的重构精度。

2.3 评价指标

为了对处理的结果进行定量描述，本研究选择使用皮尔逊相关系数来表示处理后的信号与原信号的整体变化规律的一致程度[22]。皮尔逊相关系数主要用来描述波形的形状以及相位结构的相似度，它并不依赖于全局的幅度值的线性缩放情况，对于膛压信号来说，处理的重点是保持压力随时间的变化轨迹以及上升沿的结构信息，并不是简单地减少每个点之间的相对幅度差异。所以选用皮尔逊相关系数作为总体一致性的评价量。令原始的膛压序列为x，经处理得到的序列为$\hat{x}$，则其相关系数的取值区间位于$[-1,1]$之间，数值越接近1，则意味着两个序列呈现较高的线性关联性，即处理后的波形与原始波形在整体走向上的吻合程度越高。皮尔逊相关系数的表达式为

$$\rho(x,\hat{x})=\frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\bar{x})(\hat{x}_i-\bar{\hat{x}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(\hat{x}_i-\bar{\hat{x}})^2}}。 \tag{3}$$

峰值偏差和压力上升时间偏差分别用于评价内弹道特征参数的保持程度。对于膛压测试而言，相关系数接近1、峰值偏差和上升时间偏差较小，表明重构结果可用于后续弹道分析。

3 实验与结果分析

3.1 模拟数据重构实验

受膛压数据获取成本和保密要求限制，公开可用的膛压数据较少。本文以已有实测膛压曲线为原型进行拟合，生成200组模拟膛压信号。模拟信号的峰值约为150～200 MPa，从信号起始上升点到峰值的时间约为0.016～0.018 s，并叠加20 dB高斯白噪声获得含噪样本。数据集按3∶1划分训练集和测试集，训练集用于模型参数学习，测试集用于评价泛化能力。实验环境如表2所示。

表2 实验环境

Tab. 2 Experimental environment

环境	参数
CPU	Intel Xeon Gold 5218R CPU，256G 内存
GPU	Nvidia Quadro RTX6000 24GB GPU
操作系统	64位Windows10
开发语言	Python3.8
深度学习框架	Pytorch1.7.1

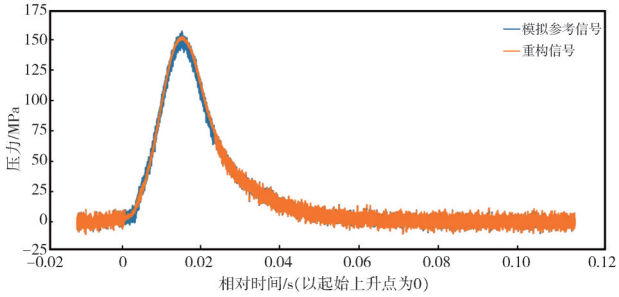
为考察各组成模块的贡献，设置GAN、Transformer、时频双分支、边缘注意力和MAML的组件组合实验；同时选取TOR-GAN与DCGAN作为对比模型。各模型采用相同的训练/

测试数据划分、噪声水平和第 2.2 节所述优化参数，以排除数据与训练设置差异的影响。组件组合结果见表 3，对比结果见图 7 和表 4。

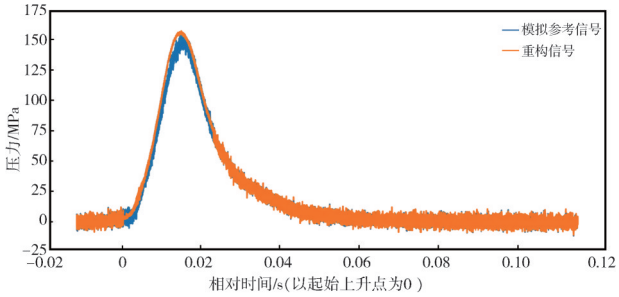
表 3　网络组件组合实验结果

Tab. 3　Results of network component combinations

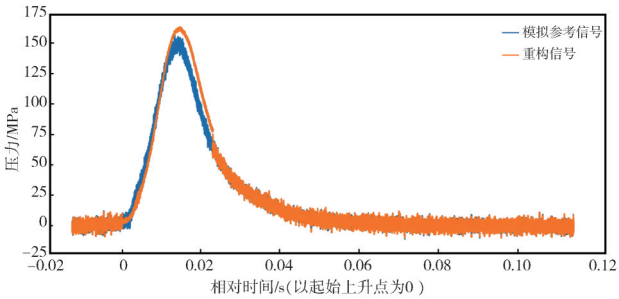
实验组	结构组合	元学习	ρ
1	GAN	否	0.833
2	Transformer	否	0.901
3	GAN＋时频双分支	否	0.961
4	Transformer＋时频双分支	否	0.977
5	GAN＋Transformer＋时频双分支＋边缘注意力	是	0.996



（a）本研究方法



（b）TOR-GAN



（c）DCGAN

图 7　模拟信号重构对比结果

Fig. 7　Comparison results of simulated-signal reconstruction

表 4　实验对比结果

Tab. 4　Experimental comparison results

方法	皮尔逊相关系数
本研究方法	0.996
TOR-GAN	0.986
DCGAN	0.955

组件组合实验表明，引入时频双分支后，GAN 和 Transformer 结构的相关系数分别由 0.833 和 0.901 提高至 0.961 和 0.977；进一步融合边缘注意力与 MAML 后，完整模型达到 0.996，说明局部时频表征、上升沿强化和跨工况快速适应均对重构性能具有正向作用。与 TOR-GAN 和 DCGAN 相比，本研究方法在上升沿过渡、峰值位置和整体趋势保持方面更接近完整参考信号。

由表 4 可知，在相同数据和训练条件下，本研究方法的皮尔逊相关系数为 0.996，较 TOR-GAN 的 0.986 提高 0.010，较 DCGAN 的 0.955 提高 0.041。DCGAN 结构相对简单，在缺失段连接处易出现局部突变和过渡不平滑；TOR-GAN 能够改善整体趋势，但对快速上升沿的刻画仍存在偏差。本研究模型通过时频双分支与边缘注意力增强突变区域表达，并利用 Transformer 和 MAML 兼顾长程依赖与小样本工况适应性，因此重构波形与完整参考信号的一致性更高。

3.2　原理样机功能验证

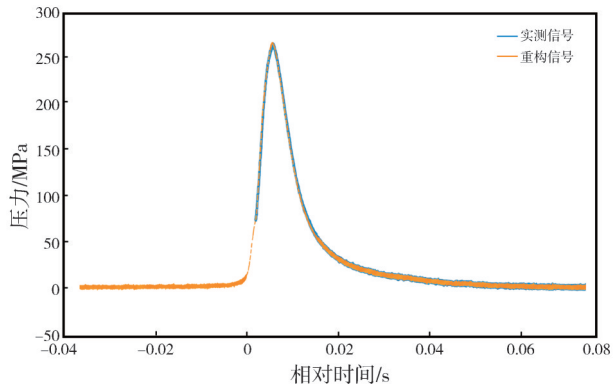
为验证微体积膛压测试系统的工程可行性，制作了体积为 17.87 cm^3 的原理样机。与现有 22 cm^3 测试仪相比，样机体积缩小 18.7%。样机由触发、采集、存储和电源管理等模块组成，采用高集成度器件和四层板设计实现电路微型化，通过光触发降低待机功耗。

在模拟膛压发生器中开展功能测试，如图 8 所示。实验中，采用本研究样机采集光触发残缺膛压信号，并在同一工况下使用内触发测试仪采集完整参考信号。随后，将残缺信号通过深度学习信号处理算法进行重构，不同工况下的实测信号与重构结果如图 9 所示。

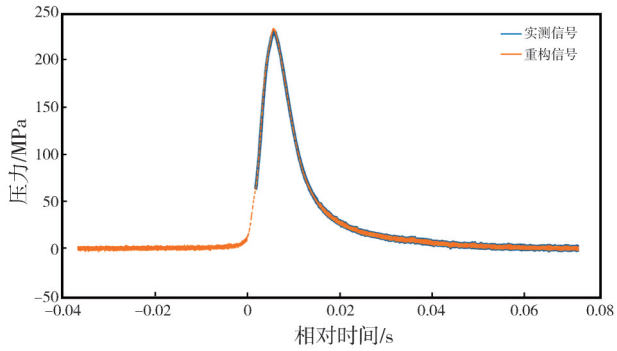


图 8　膛压发生器

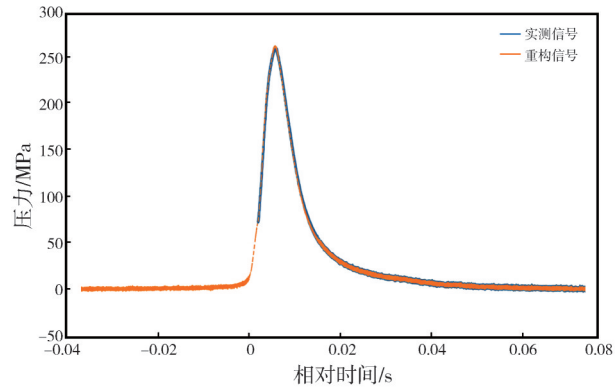
Fig. 8　Chamber pressure generator



(a) 工况 1



(b) 工况 2



(c) 工况 3

图 9 信号重构结果

Fig. 9 Signal reconstruction results

由图 9 可知，经过本研究提出的重构方法处理后，膛压信号的波形表现出了良好的完整性。重构信号的时间序列保持连续和平滑，未出现显著的断裂或缺失，从而确保了信号在时域内的连贯性。原始信号的核心特征得到了有效保留，且重构波形与原始信号在时间轴上高度一致，未出现任何时间偏移或扭曲。

由表 5 可知，重构后的信号与完整信号的相关系数达到 0.99 以上，意味着两条曲线在整体形态和变化趋势上高度一致，并且信号峰值之间相差不超过 1%，压力上升时间之间相差不超过 5%，满足膛压测试系统对信号准确性和完整性的要求。

表 5 实验评价指标

Tab. 5 Experimental evaluation indicators

工况	信号类型	皮尔逊相关系数	信号峰值/MPa	压力上升时间/ms
1	完整信号	0.995	241.4	7.2
	重构信号		243.2	6.9
2	完整信号	0.997	232.5	7.6
	重构信号		234.2	7.4
3	完整信号	0.994	266.2	6.6
	重构信号		264.7	6.8

4 结 论

本研究针对传统膛压测试仪体积和功耗难以进一步降低的问题，提出了一种基于深度学习的微体积膛压测试技术，得到以下结论：

1) 提出了光触发瞬态采集与超级电容供电相结合的膛压测试方案。该方案利用火药燃烧光信号唤醒系统，替代传统负延时循环采集方式，减少发射前无效能耗，并为取消大容量电池和机械倒置开关提供条件。

2) 构建了融合卷积神经网络、边缘注意力、Transformer 和元学习的 EAformer-ML-GAN 信号重构模型。该模型能够针对光触发启动延迟造成的基线和部分上升沿缺失进行补全，在模拟数据上的皮尔逊相关系数达到 0.996，优于传统 GAN 和 DCGAN。

3) 研制了体积为 17.87 cm^3 的微体积膛压测试原理样机，较现有 22 cm^3 测试仪缩小 18.7%。模拟膛压发生器实验表明，3 种工况下重构信号与完整信号的相关系数均超过 0.99，峰值偏差小于 1%，压力上升时间偏差小于 5%，验证了系统方案和重构算法的有效性。

本文主要采用模拟膛压发生器对原理样机进行功能验证。模拟膛压发生器能够提供可重复的压力加载条件，但难以完全复现实际火炮发射过程中的高温、高压、强冲击、强光干扰及复杂电磁环境，其压力上升沿、衰减过程和噪声特性也可能与真实膛压信号存在差异。因此，现有结果主要验证了测试系统在实验室条件下的功能可行性。后续将开展实弹环境试验，重点考察测试仪的光触发可靠性、结构强度和数据完整性，并结合更多实际工况数据进一步验证信号重构模型的适用性。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors declare no relevant conflict of interests.

参考文献：

[1] 杨国来，葛建立，孙全兆，等. 火炮振动与控制的发展现状及应用前景[J]. 振动 测试与诊断，2021，41(6)：1043-1051.
Yang Guolai，Ge Jianli，Sun Quanzhao，et al. Development and application prospects of Gun vibration and control [J]. Journal of Vibration，Measurement & Diagnosis，2021，41(6)：1043-1051.（in Chinese）

[2] 曹红丽. 火炮内弹道多点压力测试技术的研究[D]. 太原：中北大学，2023.

[3] 王志军，尹建平. 弹道学基础及应用[M]. 北京：北京理工大学出版社，2005：1-4.

[4] 王卿. 放入式电子测压器的智能化设计及校准技术研究[D]. 太原：中北大学，2011.

[5] 祖静，张文栋. 电子测压蛋[J]. 兵工学报，1991，12(1)：68-71.
Zu Jing，Zhang Wendong. An electronic crusher gauge [J]. Acta Armamentarii，1991，12(1)：68-71.（in Chinese）

[6] 王浩达，张领辉，丑修建. 国产化低功耗嵌入式火炮压力测试系统设计[J]. 测试技术学报，2024，38(3)：240-247.
Wang Haoda，Zhang Linghui，Chou Xiujian. Design of domestically low-consumption internal artillery chamber pressure test system[J]. Journal of Test and Measurement Technology，2024，38(3)：240-247.（in Chinese）

[7] 原玥. 基于深度学习的弹底压力信号重构方法[D]. 太原：中北大学，2024.

[8] Sun C M，Wei Y，Wang W B，et al. Water level inversion detection method for water level images without a scale in complex environments [J]. Water，2024，16(8)：1176.

[9] 画芊昊，李博，杜宸罡. “错峰”访存优化的低功耗卷积神经网络加速器[J]. 中北大学学报(自然科学版)，2026，47(2)：234-240.
Hua Qianhao，Li Bo，Du Chengang. Low power convolutional neural network accelerator with memory access optimized by peak shift[J]. Journal of North University of China(Natural Science Edition)，2026，47(2)：234-240.（in Chinese）

[10] Che Z P，Purushotham S，Cho K，et al. Recurrent neural networks for multivariate time series with missing values[J]. Scientific Reports，2018，8：6085.

[11] Xu J Y，Duraisamy K. Multi-level convolutional autoencoder networks for parametric prediction of spatio-temporal dynamics[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering，2020，372：113379.

[12] Li X M，Chen H，Qi X J，et al. H-DenseUNet：hybrid densely connected UNet for liver and tumor segmentation from CT volumes[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging，2018，37(12)：2663-2674.

[13] Zhang Y L，Tian Y P，Kong Y，et al. Residual dense network for image restoration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2021，43(7)：2480-2495.

[14] Goodfellow I，Pouget-Abadie J，Mirza M，et al. Generative adversarial networks [J]. Communications of the ACM，2020，63(11)：139-144.

[15] Vaswani A，Shazeer N，Parmar N，et al. Attention is all you need[C]//31st International Conference on Neural Information Processing Systems，2017：6000-6010.

[16] Yu J X，Wu B Y. Attention and hybrid loss guided deep learning for consecutively missing seismic data reconstruction[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2022，60：5902108.

[17] Dou Y M，Li K W，Duan H J，et al. MDA GAN：adversarial-learning-based 3-D seismic data interpolation and reconstruction for complex missing[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2023，61：5905014.

[18] 成慧. 基于维度与分布预测的时间序列缺失值填充算法研究[D]. 重庆：重庆大学，2021.

[19] 孙传猛，裴东兴，陈嘉欣，等. 基于深度学习的爆炸冲击波信号重构模型[J]. 计测技术，2022，42(2)：57-67.
Sun Chuanmeng，Pei Dongxing，Chen Jiaxin，et al. Research on reconstruction model of explosion shock wave signal based on deep learning[J]. Metrology & Measurement Technology，2022，42(2)：57-67.（in Chinese）

[20] 祖静，马铁华，裴东兴，等. 新概念动态测试[M]. 北京：国防工业出版社，2016：13-16.

[21] 温星曦. 基于光触发的电子测压器研究[D]. 太原：中北大学，2015.

[22] 赵丽洁，孙子一，王昊，等. 基于参数优化的 VMD 和 CWT 结构密集模态参数识别[J]. 振动与冲击，2026，45(4)：51-60.
Zhao Lijie，Sun Ziyi，Wang Hao，et al. Identification of structure closely spaced modes parameters based on parameter optimized VMD and CWT[J]. Journal of Vibration and Shock，2026，45(4)：51-60.（in Chinese）