基于动态认知增强网络算法的激光回波信号优化研究*

丁燕　袁英　王磊

（黄河水利职业技术大学，开封 475004）

【摘要】针对激光回波信号衰减和失真问题，通过构建轻量化CNN-Transformer混合网络，提取激光回波信号的全局时序特征与局部细节，设计动态调整机制自适应融合局部和全局特征，并引入认知增强模块，利用外部记忆库存储和调用历史回波先验信息，结合知识蒸馏损失进行特征推理与优化。试验结果表明：激光回波衰减与天气恶劣程度呈正相关，学生网络经蒸馏学习完整保留教师网络的核心特征捕捉逻辑，相较于次优模型，动态认知增强网络算法的均方误差（MSE）降低40.2%，峰值信噪比（PSNR）提升2.21 dB。

主题词：激光回波　动态认知　知识蒸馏　自适应分配　混合网络

中图分类号：TN958　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250551

Laser Echo Signal Optimization Based on Dynamic Cognitive Enhancement Network

Ding Yan, Yuan Ying, Wang Lei

（Yellow River Conservancy Technical University, Kaifeng 475004）

【Abstract】To address the issue of attenuation and waveform distortion in laser echo signals, laser echo signal model is constructed. Lightweight CNN-Transformer hybrid network is built to extract both local details and global temporal features of the signal, and a dynamic adjustment mechanism is designed to adaptively fuse local and global features. Furthermore, cognitive enhancement module is introduced, which utilizes an external memory bank to store and retrieve prior information from historical echoes, and optimizes feature inference through knowledge distillation loss. The results indicate that the attenuation of the laser echo is positively correlated with the severity of adverse weather conditions. Through distillation learning, the student network fully retains the core feature extraction logic of the teacher network. The proposed Dynamic Cognitive Enhancement Network algorithm reduces Mean Squared Error (MSE) by 40.2% and improves Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) by 2.21 dB compared to the suboptimal model.

Key words: Laser echo, Dynamic cognitive, Knowledge distillation, Adaptive allocation, Hybrid network

【引用格式】丁燕, 袁英, 王磊. 基于动态认知增强网络算法的激光回波信号优化研究[J]. 汽车技术, 2026(4): 34-41.

DING Y, YUAN Y, WANG L. Laser Echo Signal Optimization Based on Dynamic Cognitive Enhancement Network[J]. Automobile Technology, 2026(4): 34-41.

1　前言

相较于磁、声及红外等探测方式，激光测距通过测量发射脉冲与接收脉冲的时间差，在抗电磁干扰能力方面具有明显优势。然而，脉冲激光在传输过程中易受烟尘、云雾等气溶胶粒子的散射与吸收作用，导致回波信号发生幅值衰减与波形失真，直接影响测距的精度与可靠性[1]。因此，激光回波信号优化有助于提升测距精度、增强环境适应性并改善目标识别能力，从而确保脉冲激光在复杂条件下的有效性和可靠性。

目前，激光回波信号研究方法主要为光学硬件优化、信号处理算法。对于光学硬件优化方法，常利用扩束镜增加激光发射直径，提高散射光返回量，从而增强接收信号强度[2]。结合扩束处理与可调谐式固定装置增强回波信号的强度，优化光路的对准精度，从而提高信号的收集效率[3]。张鹏等[4]利用石英玻璃的逆向反射特性，显著增强了激光回波信号强度。光学硬件优化方法的可靠性较高，能够直接提升原始信号强度，适用于固定目标场景，

*基金项目：河南省高等学校重点科研项目（24A510008）。

但扩束方法可能导致光束发散，远距离信号衰减加剧。

在信号处理算法方面，多脉冲体制下积累多个回波信号，结合自适应匹配滤波提升信噪比，该方法适用于低重复频率激光系统[5]，但对高速运动目标效果有限；贝叶斯因子分析方法利用因子分析建模回波信号，依据自动相关确定理论优化因子数量[6]，但计算迭代耗时长，不适用于实时处理；遗传神经网络采用经验模式分解预处理信号，避免传统方法因特征漂移失效[7]，但泛化能力依赖样本质量；通过优化神经网络的激活函数，将信号特征图输入网络框架，从而实现激光回波信号的有效增强[8]；利用自适应投影学习算法优化径向基函数神经网络，使用网络分离信号中的边缘与非边缘成分，将非边缘成分识别为噪声滤除，实现信号增强[9]。

针对激光回波信号存在低信噪比、多径效应、易受大气干扰等问题，本文设计动态认知增强网络（Dynamic Cognitive Enhancement Network，DCEN），利用卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）捕捉激光回波信号的局部细节脉冲边缘和峰值，Transformer通过捕捉全局依赖，建立信号的时序关联性，通过深度可分离卷积（Depthwise Separable Convolution，DSC）降低计算量，根据信号特征的复杂程度，自适应分配CNN与Transformer分支的权重，并通过注意力门控融合历史信息，避免固定结构对复杂信号的适配不足，在认知增强模块引入“记忆-推理”机制，将历史回波信号的先验知识通过知识蒸馏优化当前特征表示，同时，通过对比试验分析本文方案的有效性。

2 激光回波信号模型

假设激光发射信号模型为高斯脉冲：

$$s_0(t)=A_0\exp(-\frac{(t-t_0)^2}{2\tau^2})\cos(2\pi f_0 t+\phi_0) \tag{1}$$

式中：A_0为发射信号峰值幅度，t为脉冲时刻，t_0为脉冲中心时刻，τ为脉冲宽度，f_0为激光载波频率，ϕ_0为初始相位。

考虑大气衰减、目标反射衰减、多普勒效应导致的频率偏移[10]，故反射信号为：

$$\begin{cases}\hat{s}(t)=A_0\rho(-2R\alpha)\exp\left(-\dfrac{(t-t_0-t_{\mathrm{R}})^2}{2\tau^2}\right)\times\\ \qquad\cos[2\pi(f_0+\Delta f)(t-t_{\mathrm{R}})+\phi_0]\\ t_{\mathrm{R}}=\dfrac{2R}{c}\\ \Delta f=\dfrac{2v}{\lambda}\end{cases} \tag{2}$$

式中：$\rho\in(0,1)$为目标反射系数，α为大气衰减系数，R为目标距离，t_{R}为时间延迟，c为光速，Δf为多普勒频移，v为目标径向速度，λ为激光波长。

$\alpha(t)$与能见度$V(t)$呈现负相关：

$$\alpha(t)=\begin{cases}\alpha_0=\dfrac{3.912}{V_0}, & t<t_1\\ \dfrac{3.912}{V_0-k(t-t_1)}, & t_1\leqslant t\leqslant t_2\\ \alpha_{\max}=\dfrac{3.912}{V_{\min}}, & t>t_2\end{cases} \tag{3}$$

式中：V_0为初始能见度，$k>0$为下降速率，t_1、t_2分别为环境变化的起止时刻，$V_{\min}$为最低能见度。

干扰信号$\tilde{s}(t)$主要由多径反射干扰$\hat{s}(t)$、大气散射$\check{s}(t)$组成：

$$\begin{cases}\tilde{s}(t)=\hat{s}(t)+\check{s}(t)\\ \hat{s}(t)=\sum\limits_{k=1}^{K}\hat{s}_k(t)\\ \hat{s}_k(t)=A_0\rho_k(-2R_k\alpha)\exp\left(-\dfrac{(t-t_0-\hat{t}_k)^2}{2\tau^2}\right)\times\\ \qquad\cos[2\pi(f_0+\Delta f_k)(t-\hat{t}_k)+\phi_0+\Delta\phi_k]\end{cases} \tag{4}$$

式中：$\hat{s}_k(t)$为第k条路径的反射干扰信号，$\rho_k<\rho$为第k个反射体的反射系数，R_k、$\hat{t}_k$、$\Delta\phi_k$分别为第k条路径的传播距离、时间延迟和额外相位偏移。

由于大气中的粒子（雾滴、尘埃等）会使激光发生散射[11]，则大气散射为：

$$\check{s}(t)=\sum_{m=1}^{M(t)}A_m\exp(-2R_m\alpha)\exp\left(-\frac{(t-t_0-\check{t}_m)^2}{2\tau^2}\right)\xi_m(t) \tag{5}$$

式中：$M(t)$为散射粒子数量，A_m为第m个粒子的散射幅度，R_m为第m个粒子与接收端的距离，$\check{t}_m$为第m个散射粒子的散射信号相对于参考时刻t_0的时间延迟，$\xi_m(t)$为散射信号的随机扰动项。

散射粒子数量$M(t)$与环境浓度$C(t)$成正比：

$$\begin{cases}M(t)=C(t)\hat{V}\\ C(t)=C_0\exp(-t/\zeta)+\bar{C}\end{cases} \tag{6}$$

式中：$\hat{V}$为激光照射体积，C_0为初始浓度，ζ为衰减时间常数，$\bar{C}$为稳定浓度。

激光接收端的噪声$n(t)$主要来自热噪声$\check{n}(t)$和散粒噪声$\hat{n}(t)$。其中，自热噪声$\check{n}(t)$由接收电路的电子热运动产生，属于加性高斯白噪声，其概率密度函数为：

$$\begin{cases}\rho(\check{n}(t))=\dfrac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}}\exp\left(-\dfrac{n_1^2(t)}{2\sigma_1^2}\right)\\ \sigma_1^2=4\kappa TB\end{cases} \tag{7}$$

式中：σ_1^2为热噪声方差，κ为玻尔兹曼常数，T为绝对温度，B为等效噪声带宽。

散粒噪声$\hat{n}(t)$由光子探测的随机性产生，其方差与信号强度正相关：

$$\begin{cases}\rho(\hat{n}(t)) = \dfrac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2}}\exp\left(-\dfrac{n_2^2(t)}{2\sigma_2^2}\right)\\ \sigma_2^2 = 2q\bar{I}B\end{cases} \tag{8}$$

式中：$\bar{I}$为平均光电流，q为电子电荷量。

激光接收端的噪声为$n(t) = \check{n}(t) + \hat{n}(t)$，其联合方差为$\sigma_3^2 = \sigma_1^2 + \sigma_2^2$，整体服从高斯分布$n(t)$~N(0,$\sigma_3^2$)。故接收端的激光回波信号完整数学模型为：

$$r(t) = \hat{s}(t) + \tilde{s}(t) + n(t) \tag{9}$$

3 动态认知增强网络

动态认知增强网络的任务是保留激光回波信号中的$\hat{s}(t)$、抑制$\tilde{s}(t)$和$n(t)$，即学习大气衰减系数、目标运动参数的变化规律，识别多径信号的特征、噪声方差的变化。CNN能够捕捉激光回波信号的局部细节，Transformer可建立全局依赖关系以实现信号的时序关联[12]，通过轻量化设计CNN-Transformer混合网络，使用深度可分离卷积减少计算量，适配实时处理场景。

3.1 深度特征提取

在激光回波信号通过CNN分支进行局部特征提取过程中，对长度为N的时序激光反射信号$r(t) \in \mathbf{R}^{1\times N}$进行卷积操作，第$l$层的输出特征为：

$$h_{\mathrm{CNN}}^{(l)} = ReLU(\boldsymbol{W}_{\mathrm{CNN}}^{(l)} \cdot h_{\mathrm{CNN}}^{(l-1)} + b_{\mathrm{CNN}}^{(l)}) \tag{10}$$

式中：$ReLU(\ )$为激活函数，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{CNN}}^{(l)} \in \mathbf{R}^{q\times c_{\mathrm{in}}\times c_{\mathrm{out}}}$为第$l$层的卷积核$q$的权重，$c_{\mathrm{in}}$、$c_{\mathrm{out}}$分别为输入、输出通道数，$b_{\mathrm{CNN}}^{(l)}$为第$l$层的偏置。

采用深度可分离卷积减少参数，深度卷积与逐点卷积的输出特征分别为：

$$\begin{cases}h_{\mathrm{DW}} = W_{\mathrm{DW}} \cdot x + b_{\mathrm{DW}}\\ h_{\mathrm{PW}} = W_{\mathrm{PW}} \cdot x + b_{\mathrm{PW}}\end{cases} \tag{11}$$

式中：x为输入特征，W_{DW}、W_{PW}、b_{DW}、b_{PW}分别为深度卷积和逐点卷积的卷积核和偏置项。

为了捕捉信号的长距离依赖，弥补CNN局部感受野的局限，使用Transformer分支进行全局特征提取。在信号的时序位置添加编码，奇数位和偶数位的编码分别为：

$$\begin{cases}p_i = \cos\left(\dfrac{i}{10\,000^{2i/\hat{d}}}\right), & i = 0,1,2,\cdots,N-1\\ p_i = \sin\left(\dfrac{i}{10\,000^{2i/\hat{d}}}\right), & i = 0,1,2,\cdots,N-1\end{cases} \tag{12}$$

式中：p_i为第i个位置的编码值，$\hat{d}$为Transformer的模型维度，$10\,000^{2i/\hat{d}}$为缩放因子。

Transformer使用自注意力机制通过查询向量、键向量和值向量计算特征间的关联权重[13]，自注意力输出特征为：

$$\begin{cases}Attention(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V}) = \mathrm{softmax}\left(\dfrac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V}\\ \boldsymbol{Q} = \boldsymbol{W}_{\mathrm{Q}}\boldsymbol{h}_{\mathrm{CNN}}\\ \boldsymbol{K} = \boldsymbol{W}_{\mathrm{K}}\boldsymbol{h}_{\mathrm{CNN}}\\ \boldsymbol{V} = \boldsymbol{W}_{\mathrm{V}}\boldsymbol{h}_{\mathrm{CNN}}\end{cases} \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$分别为查询矩阵、键矩阵、值矩阵，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{Q}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{K}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{V}}$分别为CNN输出特征$\boldsymbol{h}_{\mathrm{CNN}}$投影到查询、键、值空间的线性映射权重，$\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}$为查询与键的相似度矩阵，$d_k$为查询矩阵和键矩阵的维度。

前馈网络的输出特征为：

$$\hat{h} = ReLU(\boldsymbol{W}_2 \cdot ReLU(\boldsymbol{W}_1\tilde{h} + b_1) + b_2) \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{W}_2$、b_1、b_2分别为第一层、第二层全连接的权重和偏置，$\tilde{h}$为前馈网络的输入特征。

3.2 动态调整机制

根据信号层级特征的复杂度，自适应优化CNN与Transformer的融合方式，以提升特征适配性。通过网络层级深度动态调整CNN与Transformer分支的贡献比例，即通道分割比例：

$$A_1 = \frac{1}{1 + \mathrm{e}^{-\beta(l - \hat{l}/2)}} \tag{15}$$

式中：β为调整速度系数，$\hat{l}$、l分别为总层数和当前层索引。

特征融合h_{fuse}为：

$$h_{\mathrm{fuse}} = A_l h_{\mathrm{CNN}} + (1 - A_l)\check{h} \tag{16}$$

式中：$\check{h}$为Transformer分支的输出特征。

通过动态注意力门控调整自适应注意力：

$$\begin{cases}h_{\mathrm{out}} = g \odot h_{\mathrm{fuse}} + (1-g)\odot h_{\mathrm{memory}}\\ g = ReLU(\boldsymbol{W}_{\mathrm{g}}Concat(h_{\mathrm{fuse}},h_{\mathrm{memory}}) + b_{\mathrm{g}})\end{cases} \tag{17}$$

式中：$g \in [0,1]$为控制当前特征与记忆的融合比例的门控值，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{g}}$为门控权重矩阵，$h_{\mathrm{memory}}$为记忆模块存储的历史特征，$b_{\mathrm{g}}$为偏置项。

3.3 认知增强机制

利用存储的历史回波特征形成外部记忆库$M \in \mathbf{R}^{N\times D}$，则记忆更新为：

$$M_{t+1} = \xi M_t + (1 - \xi)h_{\mathrm{out}} \tag{18}$$

式中：$\xi \in [0,1]$为记忆衰减系数，h_{out}为学生网络的输出特征。

通过知识蒸馏损失进行推理[14]，使用KL（Kullback-Leibler）散度函数表征2个概率分布的距离，则知识蒸馏损失为：

$$Z = KL(\mathrm{softmax}(h_{\mathrm{out}}) \| \mathrm{softmax}(\boldsymbol{W}_{\mathrm{teacher}} h_{\mathrm{memory}} + b_{\mathrm{teacher}})) \tag{19}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{teacher}}$、$b_{\mathrm{teacher}}$分别为教师网络的权重和偏置。

因此，总损失目标函数为：

$$L' = \| y - \hat{y} \|_2^2 + \boldsymbol{\Psi}_1 \| h_{\mathrm{CNN}} - \check{h} \|_1 + \boldsymbol{\Psi}_2 Z \tag{20}$$

式中：y、$\hat{y}$分别为真实激光回波信号和增强后的预测信号，$\boldsymbol{\Psi}_1 \in [0.1,0.5]$为曼哈顿距离的损失权重，$\boldsymbol{\Psi}_2 \in [0.001,0.1]$为认知损失权重。

终止条件设置为：满足$L' < 0.03$或最大训练周期达到400次。

3.4 算法流程

激光回波信号优化的算法的主要流程为：

a. 输入含噪声、衰减等干扰的原始激光回波信号。

b. 轻量化混合网络CNN分支提取局部特征，Transformer分支通过位置编码和自注意力捕捉全局时序关联。

c. 根据层级深度调整通道分割比例，融合CNN与Transformer特征，自适应注意力门控结合历史记忆优化特征的时间连贯性。

d. 通过记忆模块更新记忆库，存储当前特征并作为历史知识；推理模块根据知识蒸馏损失，令当前特征趋近于历史先验。

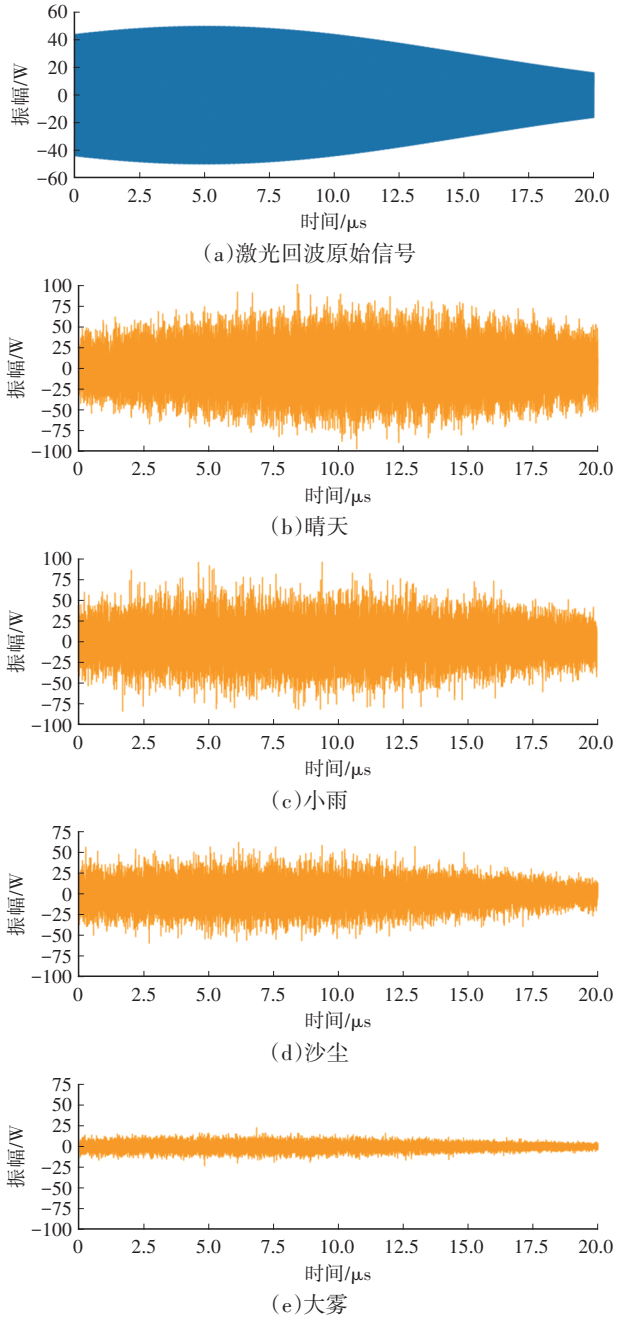
e. 当满足终止条件，停止优化网络，输出增强后信号；否则，转至步骤b并重复上述流程。

4 仿真试验

为了评估DCEN算法在复杂天气与多径干扰场景下对激光回波信号的增强性能，本文仿真试验使用的处理器为英特尔Core i7-12700K，图像处理器为英伟达GeForce RTX 3060 Ti，深度学习配置环境PyTorch版本为1.12.1，以数值模拟方式生成激光回波信号数据集。多径干扰主要为地面反射、墙壁反射、交通标志反射和树木反射。试验仿真参数及典型值如表1所示。

表1 试验仿真参数及典型值

参数	取值	参数	取值
发射信号峰值幅度/W	50	墙面反射系数	0.2
发射信号波长/nm	1 150	墙面反射距离/m	1 200
脉冲宽度系数/μs	10	交通标志反射系数	0.7
载波频率/Hz	3.31×10^{14}	交通标志反射距离/m	900
初始相位/rad	0	树木反射系数	0.25
目标距离/m	1 000	树木反射距离/m	1 100
目标径向速度/m·s^{-1}	10	大气散射粒子数/个	50
多普勒频移/Hz	1.4×10^{7}	大气散射幅度/W	2.5~5
地面反射系数	0.3	热噪声方差/W^2	1.66×10^{-12}
地面反射距离/m	800	散粒噪声方差/W^2	3.2×10^{-16}



(a)激光回波原始信号

(b)晴天

(c)小雨

(d)沙尘

(e)大雾

图1 不同天气环境多径干扰仿真结果

4.1 不同天气环境多径干扰激光回波信号分析

模拟脉冲激光器的输出特性，其发射功率随时间呈现先上升至峰值、再快速衰减的变化规律，通过高斯包络调制，使激光能量集中在有限时间窗口内，形成一个有限宽度的探测脉冲，不同天气环境多径干扰激光回波仿真结果如图1所示。

由图1可知，激光回波信号衰减程度与天气恶劣程度呈正相关：晴天回波信号幅度最高，清晰可辨；小雨天气回波幅度有所降低，但主要信号特征仍可识别；沙尘天气回波幅度大幅下降，散射干扰明显增强；大雾天气回波信号被严重衰减，目标特征几乎被噪声和散射掩盖。该现象主要原因是大气中粒子对1 150 nm激光的吸收和散射作用随浓度增加而增强，导致信号能量损失加剧。

4.2 激光回波信号优化分析

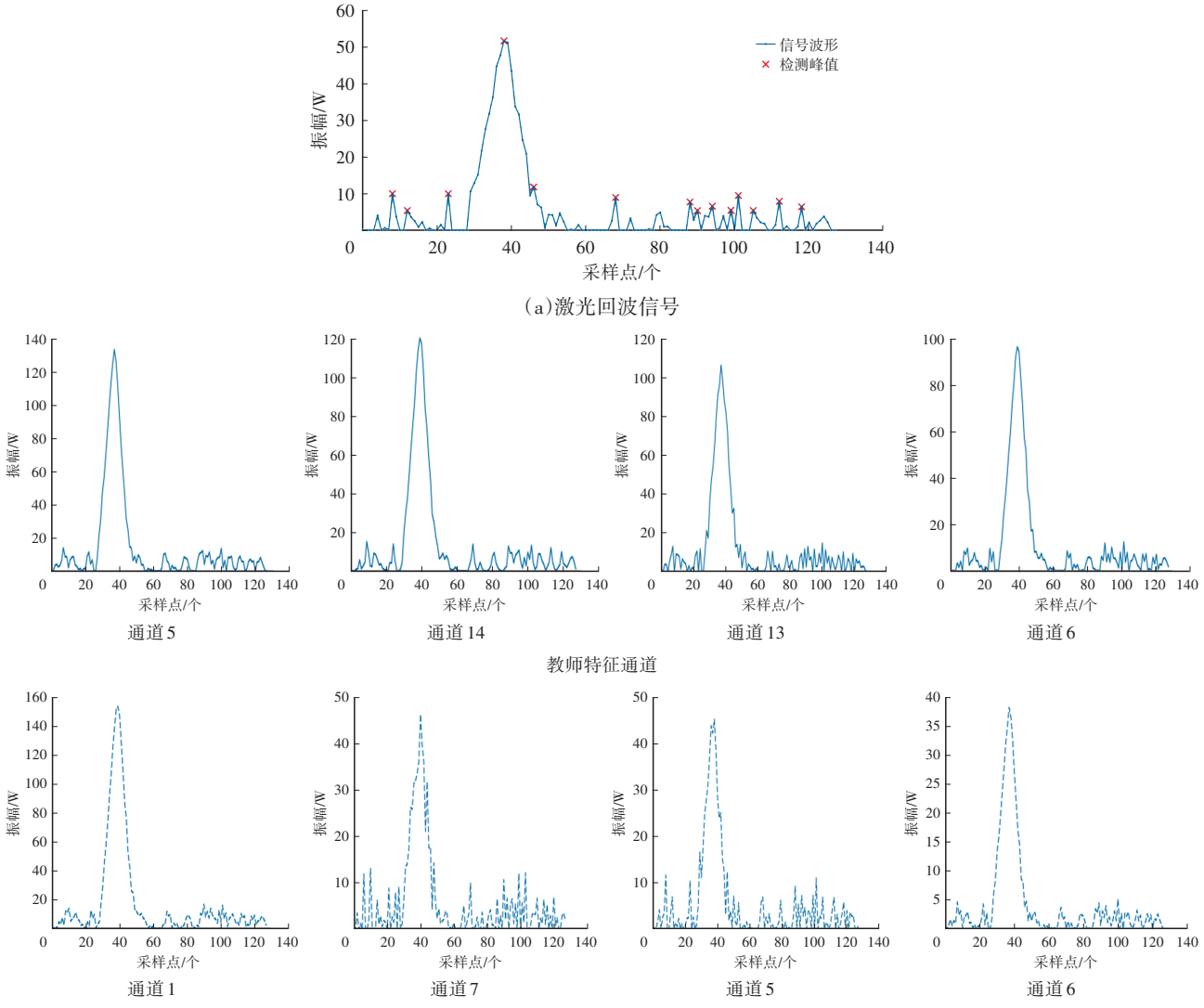
4.2.1 训练过程

模拟激光信号频率偏移、传输干扰、接收端噪声的全过程，生成接近真实场景的回波信号数据集，共计5 000条数据，训练集和测试集按照8∶2进行划分。同时，从该数据集随机选取800条数据作为记忆库数据集。

CNN分支使用5层深度可分离卷积，Transformer分支编码器层数设置为4层，使用4个注意力头。速度系数设置为0.5，记忆衰减系数设置为0.8。使用适应性矩估计（Adaptive Moment Estimation，Adam）优化器，批大小为16，权重损失 $\Psi_1 = 0.25$、$\Psi_2 = 0.057$。在DCEN训练时，计算每个批次输出结果与真实标签间的损失值和预测准确率，监控深度学习模型的训练进展。

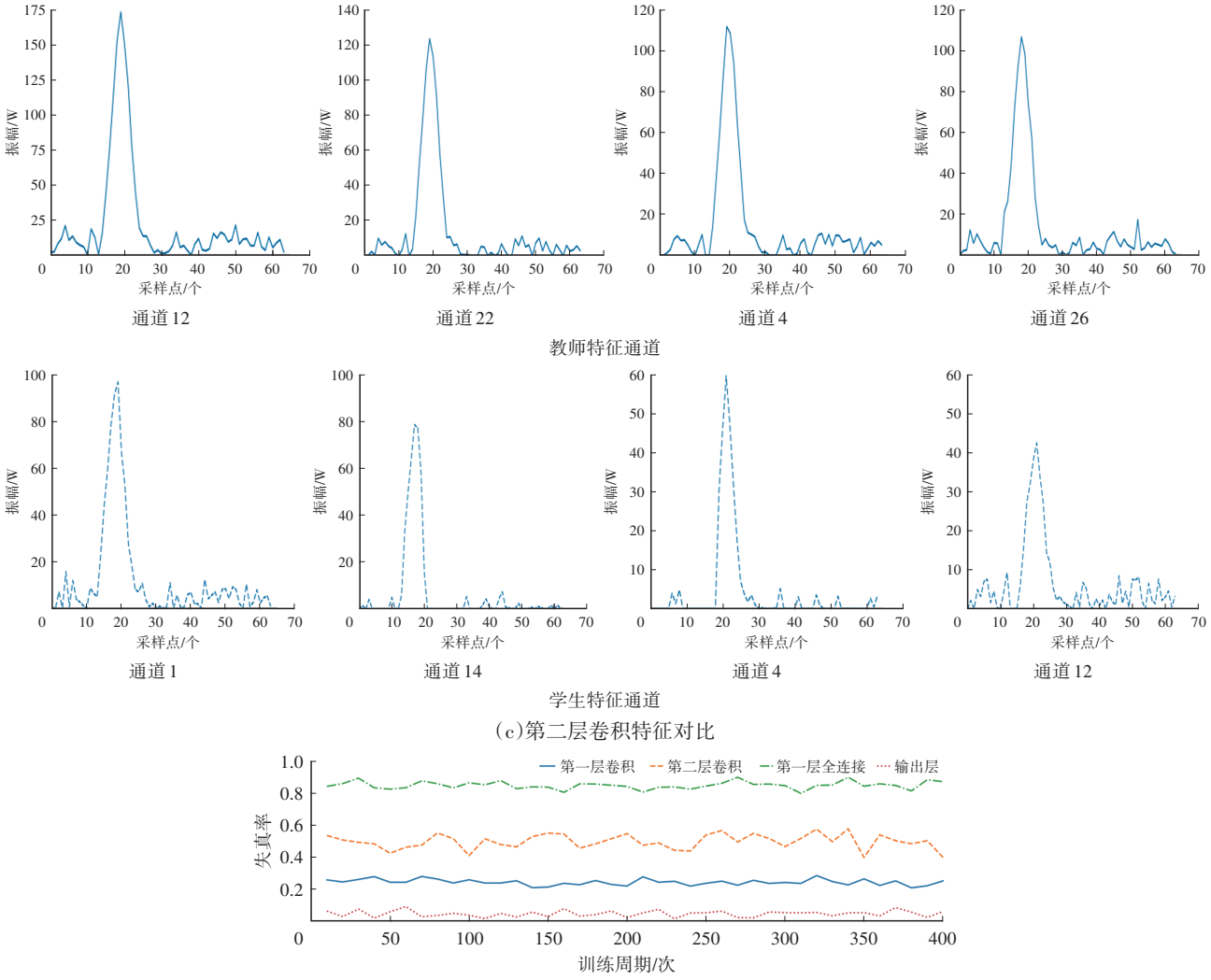
4.2.2 知识蒸馏学习过程

在知识蒸馏学习过程中，第一层卷积直接对原始信号进行处理，提取局部特征，如信号的峰值位置、陡峭变化等；第二层卷积在第一层的基础上，进一步捕捉复杂的组合特征，如多个峰值的相对位置、波形的整体趋势等。前两层特征能够直观反映网络对输入信号的感知过程，且与原始信号的关联性最强，同时，选择对输入信号变化敏感的特征通道并进行可视化，使用失真率衡量学生网络与教师网络对应层特征的差异程度，反映学生网络对教师网络特征的学习效果，知识蒸馏学习过程如图2所示。



（a）激光回波信号

（b）第一层卷积特征对比



(c)第二层卷积特征对比

(d)特征失真率曲线

图2　知识蒸馏学习过程分析

在图2b~图2c中，信号主峰核心特征完全对齐：学生网络与教师网络在第一层、第二层卷积的活跃通道响应趋势高度吻合，主峰位置几乎完全重叠，表明学生网络能够通过蒸馏精准学习教师网络对峰值位置、波形陡峭变化、能量密集区等关键特征的捕捉逻辑，未丢失任何决定任务性能的核心信息。在活跃通道聚焦关键区域，学生与教师网络的活跃通道均自发聚焦于信号能量密集区，对低能量噪声区域响应较弱，这种选择性关注并非信息过滤，而是模型对有效信息和无效噪声的合理区分，且与激光回波信号的物理特性高度适配，进一步说明蒸馏过程保留的是对任务有价值的重要信息，而非无差别保留所有细节。

图2d表明学生网络通过蒸馏逐渐学习到教师网络的特征表达模式，整体模仿效果显著，蒸馏有效缩小了学生网络与教师网络的差异。

4.2.3　测试过程

在测试阶段，动态认知增强网络DCEN采用多维度评估机制，选择F1值、准确率、召回率和损失值作为评价指标，实现对预测性能的精准量化。通过逐轮对比测试确立最佳性能。为了全面验证DCEN算法的优越性，试验同步对4类经典算法进行平行训练与测试，分别为独立的CNN、Transformer、CNN-Transformer和径向基函数（Radial Basis Function，RBF）神经网络，对比结果如表2所示。

表2　各算法的最佳测试结果

方案	F1	准确率/%	召回率/%	损失值
CNN	0.871	87.25	87.85	0.189
Transformer	0.900	90.12	90.57	0.143
CNN-Transformer	0.922	92.35	92.84	0.115
RBF	0.853	85.42	86.25	0.212
DCEN	0.955	95.68	96.03	0.068

由表2可知，DCEN在多项核心指标上显著超越其他算法，表现出动态认知机制的优势。这是因为DCEN的动态认知机制实现了从特征提取到决策优化的全流

程自适应调整，根据输入信号的特征变化，动态分配各特征提取分支的权重，提高了有效特征的提取效率。

4.3 不同方法增强指标对比分析

分别使用DCEN、CNN、Transformer、CNN-Transformer和RBF神经网络对含噪激光回波信号进行增强，将均方误差（Mean Squared Error，MSE）、峰值信噪比（Peak Signal to Noise Ratio，PSNR）、平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）作为评价指标，测试集增强结果如表3所示。

表3 不同方法增强结果对比

方案	MSE/W^2	PSNR/dB	MAE/W
原始信号	85.26	9.72	7.35
CNN	19.08	17.23	3.18
Transformer	15.64	18.05	2.87
CNN-Transformer	11.57	19.38	2.36
RBF	32.15	14.98	4.62
DCEN	6.92	21.59	1.68

根据表3可知，DCEN的各项指标均表现最优。在MSE方面，DCEN仅为原始信号的8.1%，比次优方案的CNN-Transformer降低40.2%，说明其输出与真实信号的整体偏差最小，噪声抑制能力最强。在PSNR方面，由于峰值信息是激光测距中目标距离计算的关键依据，PSNR对信号峰值区域误差更敏感，DCEN比原始信号提升11.87 dB，较Transformer和CNN-Transformer分别提升3.54 dB和2.21 dB，表明其在激光回波脉冲峰值保留和细节还原上优势显著；在MAE方面，DCEN仅为原始信号的22.9%，比RBF降低63.6%，说明DCEN对信号整体波形，尤其是脉冲前沿、后沿等陡峭变化区域的还原精度更高。

DCEN通过动态门控与多尺度融合，在噪声抑制、峰值保护和波形还原上综合优化，为激光回波增强提供了高效方案。因此，本文方案在噪声抑制、峰值保留和波形还原上综合性能最优，更适用于激光回波信号优化任务。

5 结束语

本文针对复杂环境下激光回波信号易受衰减与干扰的问题，提出动态认知增强网络算法。该方法融合CNN与Transformer，分别提取信号的局部特征与全局时序依赖，并通过动态门控机制自适应融合。网络引入认知增强模块，利用外部记忆库存储历史信号先验，通过知识蒸馏实现记忆与推理，在有效抑制噪声的同时，完整保留了信号的关键脉冲特征，并精准还原了原始波形。

未来工作将集中于算法的实际部署与轻量化设计，以提升模型在真实场景中的泛化性能，同时探索该框架在声呐、雷达等其他主动探测信号处理中的迁移应用潜力。

参 考 文 献

[1] HE H B, HE J G, XIA Z H, et al. Improving the Signal-to-Noise Ratio of the Laser Ultrasonic Synthetic Aperture Focusing Technique to Detect Submillimeter Internal Defects Using Echo Array Similarity[J]. Ultrasonics, 2025, 146.

[2] 徐乾智，杨鹏，王海伟，等. 小型化长出瞳距激光通信接收望远镜光学设计[J]. 应用光学，2023，44(5)：975-981.
XU Q Z, YANG P, WANG H W, et al. Optical Design of Miniaturized Laser Communication Receiving Telescope With Long Exit Pupil Distance[J]. Journal of Applied Optics, 2023, 44(5): 975-981.

[3] 康翔宇，郭骥，曾祥堉，等. 基于米散射激光雷达的大气气溶胶检测系统设计[J]. 光学仪器，2021，43(2)：66-71.
KANG X Y, GUO J, ZENG X Y, et al. Design of an Atmospheric Aerosol Detection System Based on a Mie Scattering Lidar[J]. Optical Instruments, 2021, 43(2): 66-71.

[4] 张鹏，田春林，丁蕴丰，等. 适用于高温环境的激光合作目标反射性能测量[J]. 激光与光电子学进展，2016，53(3)：115-119.
ZHANG P, TIAN L C, DING Y F, et al. Measurement of Reflective Properties of Laser Cooperation Target Applied in High Temperature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(3): 115-119.

[5] 冯宇，许超，黄兴，等. 异步传输模式下电路探测激光回波信号增强[J]. 激光与红外，2024，54(9)：1366-1372.
FENG Y, XU C, HUANG X, et al. Enhanced Laser Echo Signal in Circuit Detection under Asynchronous Transmission Mode[J]. Laser & Infrared, 2024, 54(9): 1366-1372.

[6] 山雨，常亮，张希兵，等. 基于贝叶斯因子分析模型的激光回波信号增强方法[J]. 应用激光，2021，41(1)：161-166.
SHAN Y, CHANG L, ZHANG X B, et al. Laser Echo Waveform Enhancement Method Based on Bayesian Factor Analysis Model[J]. Applied Laser, 2021, 41(1): 161-166.

[7] 武文权，任志红，闫静静. 基于遗传神经网络的光纤激光网络回波信号增强方法[J]. 激光杂志，2025，46(1)：185-190.
WU W Q, REN Z H, YAN J J. Fiber Laser Network Echo Signal Enhancement Method Based on Genetic Neural Network[J]. Laser Journal, 2025, 46(1): 185-190.

[8] WANG Q, ZHOU H B, LIU Q H. Denoising Method for

Terahertz Signal Using RBF Neural Network with Adaptive Projection Learning Algorithm[J]. Wireless Networks, 2023, 29(2): 749-759.

[9] 李杨, 田斌, 杨超. 基于软阈值函数的深度学习磁信号去噪算法[J]. 探测与控制学报, 2023, 45(4): 95-101.
LI Y, TIAN B, YANG C. Deep Learning Magneticsignal Denoising Algorithm Applying Soft Threshold Function[J]. Journal of Detection & Control, 2023, 45(4): 95-101.

[10] 周焕然, 朱辰, 王超, 等. 关于激光大气传输的仿真研究进展[J]. 激光与红外, 2025, 55(2): 163-169.
ZHOU H R, ZHU C, WANG C, et al. Progressin Simulation Research on Laser Atmospheric Transmission[J]. Laser & Infrared, 2025, 55(2): 163-169.

[11] 杨帆, 高飞, 高雄, 等. 基于连续激光器的侧向拉曼散射激光雷达无盲区探测大气温度技术[J]. 光学学报, 2024, 44(6): 173-182.
YANG F, GAO F, GAO X, et al. Non-Blind Zone Detection of Atmospheric Temperature Using Lateral Raman Scattering Lidar Based on Continuous-Wave Laser[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(6): 173-182.

[12] SONG D R, DAI F, LIU Y, et al. An Efficiently Designed CNN-Transformer Fusion Network for Automatic and Real-Time Microseismic Signal Classification[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2025, 161.

[13] ENAYATI R, RAVANMEHR R, AGHAZARIAN V. A Transformer-Based Siamese Network Using a Self-Attention Mechanism for Change Detection in Remote Sensing Data[J]. Signal Processing: Image Communication, 2025, 138.

[14] XIANG J J, CHENG Y J, CHEN S W, et al. Knowledge Distillation Technique Enabled Hardware Efficient OSNR Monitoring from Directly Detected PDM-QAM Signals[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2022, 14(11): 916-923.

（责任编辑　瑞　秋）
修改稿收到日期为2025年10月1日。

《汽车工程师》征稿启事

《汽车工程师》于1974年创刊，是由中国第一汽车集团有限公司主管、中国第一汽车股份有限公司主办的国内外公开发行的汽车应用技术类学术期刊，为RCCSE中国准核心学术期刊、CACJ中国应用型扩展期刊，被哥白尼精选数据库、EBSCO学术数据库、欧洲学术出版中心（EuroPub）数据库、J-Gate数据库收录。

《汽车工程师》以报道汽车产品设计领域的技术研究成果为主，专注于技术开发与应用层面的创新成果，提供汽车设计创新解决方案。《汽车工程师》将把握电动化、智能化、网联化、共享化的汽车技术主流发展趋势，努力吸收优质稿源，为我国汽车工程技术创新能力提升贡献力量。重点征稿方向包括：锂离子电池与新体系电池、动力电池热管理与热失控、燃料电池及其关键零部件、车用电机及其控制器、自动驾驶汽车环境感知与感知融合、自动驾驶汽车定位与建图、自动驾驶汽车测试、人工驾驶-无人驾驶车辆混行条件下的自动驾驶控制、智能线控底盘、一体化底盘、功能安全和预期功能安全。

热忱欢迎汽车行业的专家学者不吝赐稿，反映国家重点扶持项目、自然科学基金项目和其他重点项目等研究成果的稿件将优先发表，我们期待与您共同践行“把论文写在祖国大地上”的指示精神，为强大中国汽车工业作贡献！

本刊使用协同采编系统处理稿件，请登陆期刊网站注册后投稿，投稿要求见本刊网站中“下载中心”栏目的作者指南，网址：http://tjqc.cbpt.cnki.net。

《汽车工程师》编辑部