Advances in Applied Mathematics 应用数学进展, 2026, 15(11), 58-66
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/aam
https://doi.org/10.12677/aam.2026.1511432

Hans汉斯

面向时间序列预测的注意力池化回声状态网络

宫蕴倩

辽宁师范大学数学学院，辽宁 大连

收稿日期：2026年10月6日；录用日期：2026年10月29日；发布日期：2026年11月6日

摘　要

回声状态网络(ESN)在时间序列预测领域具备优异的应用潜力。为进一步提升其对强非线性时间序列的预测性能，本文提出一种注意力池化回声状态网络(AP-ESN)。该模型在标准ESN的储备池与输出层之间引入注意力池化层，可自适应筛选并聚合储备池中的关键特征信息，有效提升模型预测精度。泄露率、输入尺度因子与谱半径是影响ESN预测性能的核心超参数。为此，本文提出交叉回环机制改进飞蛾扑火优化算法，优化其全局寻优策略，有效克服传统飞蛾扑火算法易陷入局部最优的缺陷。实验选取Mackey-Glass (MG)混沌时间序列和低频正弦序列发生器两组典型强非线性数据集开展验证。结果表明，所提AP-ESN模型在强非线性时间序列预测任务中具备更优越的拟合与预测性能。

关键词

回声状态网络，时间序列预测，注意力池化层，飞蛾扑火算法，交叉回环机制

Attention-Pooled Echo State Network for Time Series Prediction

Yunqian Gong

School of Mathematics, Liaoning Normal University, Dalian Liaoning

Received: October 6, 2026; accepted: October 29, 2026; published: November 6, 2026

Abstract

Echo State Networks (ESNs) exhibit promising potential for applications in the field of time series prediction. To further enhance their predictive performance for strongly nonlinear time series, this paper proposes an attention-pooled echo state network (AP-ESN). The proposed model introduces an attention pooling layer between the reservoir and the output layer of the standard ESN, which adaptively selects and aggregates critical feature information from the reservoir, thereby effectively improving the prediction accuracy of the model. The leakage rate, input scaling factor, and

文章引用: 宫蕴倩. 面向时间序列预测的注意力池化回声状态网络[J]. 应用数学进展, 2026, 15(11): 58-66.
DOI: 10.12677/aam.2026.1511432

spectral radius are identified as the core hyperparameters that significantly influence the predictive performance of ESNs. To address this issue, this paper incorporates a cross-feedback mechanism to improve the moth-flame optimization algorithm, enhancing its global search strategy and effectively overcoming the drawback of the traditional moth-flame optimization algorithm, which tends to become trapped in local optima. Experimental validation is conducted using two representative strongly nonlinear datasets, namely the Mackey-Glass (MG) chaotic time series and a low-frequency sinusoidal series. The results show that the proposed AP-ESN model has superior fitting and prediction performance in predicting strongly nonlinear time series.

Keywords

Echo State Network, Time Series Prediction, Attention Pooling Layer, Moth-Flame Optimization, Cross-Feedback Mechanism

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

时间序列分析在天气[1]、金融[2]、社会研究[3]、能源行业[4]以及故障诊断[5]等多个领域都发挥着关键作用。对于非线性强、非平稳且带有随机性的系统而言，其行为中固有的不可预测性与不确定性，为时间序列的预测工作带来了不小的困难。传统线性模型通常难以有效捕捉这类系统的演变规律，故需要借助更加灵活、适应性更好的建模策略，比如非线性建模、机器学习以及深度学习等手段，从而更准确地理解并预测复杂系统的动态变化。在这些方法中，由递归神经网络与深度神经网络交互融合而成的深度学习模型，凭借其强大的表示能力，受到了神经网络研究者的广泛关注。

作为递归神经网络与深度神经网络相融合的一类交互架构，深度学习模型已成为神经网络领域的研究热点，受到国内外学者的广泛关注。其中，深度回声状态网络(Deep Echo State Network, Deep-ESN) [6]凭借独特的结构优势，具备重要的理论研究与应用价值。近年来，众多研究人员围绕深度回声状态网络的性能优化展开深入探索，旨在进一步提升其在时间序列预测任务中的建模精度。但随着训练与测试样本数据量及信息维度的不断扩增，传统标准深度回声状态网络的学习能力逐渐受限，已难以适配复杂场景下的建模需求[7]。针对这一问题，国内外学界相继提出了多种优化改进策略与新型建模方法。文献[8]采用贝叶斯优化算法对深度回声状态网络超参数进行自适应寻优，有效提升了无人机场景下移动人群动态流量的预测准确度。而在气象时序预测这一具体应用领域，文献[9]则另辟蹊径，将混沌土狼优化算法与经验模态分解方法相融合，对具备双动态特性的回声状态网络进行参数优化，实现复杂风速序列的精准预测，显著改善了深度学习模型的拟合与预测性能。除了上述针对参数优化的研究外，储备池规模的合理选取与维度控制也是深度回声状态网络优化的关键难点。其中，文献[10]则针对储备池维度持续扩增带来的性能瓶颈，同样引入贝叶斯优化策略对 Deep-ESN 进行参数整定与结构优化，进一步完善了储备池相关的优化思路。与此同时，各类新型智能进化算法的融入，也为提升深度回声状态网络的实际工程应用能力提供了新的路径。文献[11]构建融合差分进化算法的天牛群优化算法，进一步提升了模型对海上风机叶片腐蚀速率的预测精度，而文献[12]则提出基于角度搜索策略粒子群算法优化的回声状态网络方法，融合角度搜索策略、深度确定性策略梯度与动态概率因子策略实现超参数自适应调节，提升网络收敛精度和稳定性。除了借助引入外部智能优化算法来改进深度回声状态网络整体性能外，还可从网络自

身架构出发，通过重构与调整系统内部拓扑结构[13]、储层连接方式[14]及层级排布机制[15]，实现对 Deep-ESN 性能的内在提升与本质优化。文献[16]从储备池内部结构优化角度出发，采用储层修剪策略剔除网络中冗余神经元与性能表现不佳的无效神经元，精简储备池拓扑结构；同时在储备池内部嵌入动态集成模块，对多输出层学习结果进行融合决策，有效抑制冗余参数带来的干扰，显著提升网络的拟合能力与整体运行性能。文献[17]则突破传统固定储备池数量的建模局限，依据输入时序数据的复杂度、波动特征及时序依赖特性，构建储备池数量自适应配置机制，可根据不同时序任务需求动态匹配最优储备池规模，进一步增强回声状态网络对时序场景的自适应建模能力。

基于上述国内外研究现状分析可知，现有回声状态网络相关研究大多仅局限于储备池参数优化、权重寻优及结构精简等单一改进方式，鲜有在传统回声状态网络架构中引入层级化设计；同时多数优化算法仍存在全局搜索能力不足、易陷入局部最优解、收敛稳定性欠佳等固有缺陷，难以兼顾时序建模精度与泛化性能。针对现有研究存在的上述不足，本文主要研究贡献为：(1) 在传统标准回声状态网络的储备池与输出层之间创新性引入注意力池化层，借助注意力机制自适应分配不同储备池神经元的权重占比，智能筛选时序数据中的核心有效特征、抑制冗余无关信息干扰，同时通过池化操作实现储备池特征的自适应聚合与精简表征，强化模型对时序隐含特征的挖掘能力，提升模型的时序预测精度。(2) 提出交叉回环机制对传统飞蛾扑火优化算法进行结构性改进，重构算法全局寻优迭代策略，增强种群搜索的多样性与全局勘探能力；有效弥补传统飞蛾扑火算法后期易陷入局部最优的固有短板，提升算法整体寻优精度与全局逃逸能力。(3) 选取 Mackey-Glass (MG)混沌时间序列、低频正弦序列以及高频正弦序列三组具有强非线性特性的典型时序数据集，作为模型性能的仿真验证对象，用于全面测试与评估所提方法的时序拟合与预测能力。

本文的组织架构如下：泄露积分型回声状态网络(Leaky-ESN)将会在第二节介绍，新的系统模型 AP-ESN 在第三节介绍，实验的结果和分析在第四节介绍，全文的总结在第五节提出。

2. 泄露积分型回声状态网络(Leaky-ESN)

相较于经典标准回声状态网络(ESN)，Leaky-ESN 的核心区别体现在储备池神经元类型上，该模型在储备池内部引入泄露积分型神经元，通过引入泄露积分机制调控神经元状态演化过程，其神经元结构及储备池拓扑关系如图 1 所示。

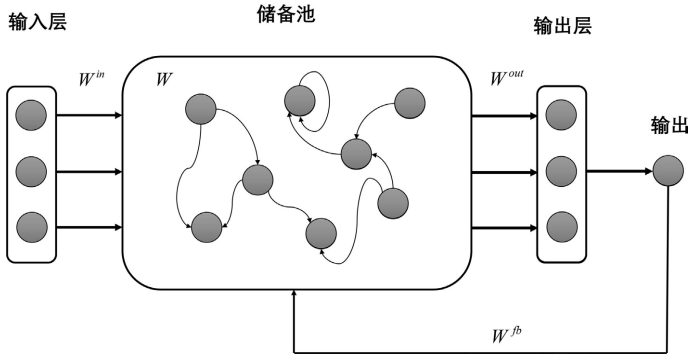


Figure 1. The structure of Leaky-ESN
图 1. Leaky-ESN 的结构

Leaky-ESN 的网络架构主要划分为输入层、储备池与输出池三大核心模块，三层结构各司其职、协同完成时序信号的特征提取与拟合映射，对应的标准状态更新方程定义如下：

$$x(n+1)=(1-a)x(n)+f\left(s^{in}W^{in}u(n+1)+(\rho W)x(n)+W^{fb}y(n)\right) \tag{1}$$

(1)式中，a 表示泄漏率，一般情况取值范围为 $a\in(0,1)$。s^{in} 是归一化之后输入层神经元的比例因子，ρ 是储备池中各神经元之间连接权值矩阵 W 的谱半径。$x(n)$ 表示在时间 n 内储备池内部 N 个神经元的状态，向量表示为：$x(n)=\left[x_1(n),x_2(n),\cdots,x_N(n)\right]^{\mathrm{T}}$，$u(n)=\left[u_1(n),u_2(n),\cdots,u_K(n)\right]^{\mathrm{T}}$ 表示输入层 K 个神经元，W^{in} 表示输入层到储备池之间的连接权值矩阵，W 表示储备池内部神经元之间的权值矩阵，W^{fb} 代表反馈权值矩阵，是输出层到储备池的权值矩阵，f 为激活函数，通常为双曲正切函数(tanh)。当 tanh 处于饱和状态时，不影响回声状态网络的预测精度。最重要的是线性函数的复杂性是有限的。tanh 函数作为一种非线性激活函数，具有从数据中学习和识别复杂映射的能力。$y(n)=\left[y_1(n),y_2(n),\cdots,y_L(n)\right]^{\mathrm{T}}$ 表示输出层的 L 个神经元的输出值，输出方程为：

$$y(n)=g\left(W^{out}\left[x(n);u(n)\right]\right) \tag{2}$$

(2)式中，g 表示输出激活函数，通常为恒等函数或者 tanh 函数，[;] 表示两个向量的连接。W^{out} 是一个未知的可调节的参数，其计算在整个系统的训练过程中是必不可少的，通常采用 Tikhonov 正则化计算，计算公式如下：

$$W^{out}=\left(X^{\mathrm{T}}X+\Gamma I\right)^{-1}X^{\mathrm{T}}Y \tag{3}$$

(3)中，Y 表示收集训练的输出值的矩阵，X 表示收集训练时的神经元状态的矩阵，Γ 表示正则化因子，I 表示单位矩阵。

3. 注意力池化回声状态网络(AP-ESN)

3.1. 注意力池化层

为实现回声状态网络储备池层至输出层间的特征降维及局部空间信息聚合，本文设计一种注意力加权池化机制，以此对储备池神经元的状态信息开展自适应式特征筛选。将储备池神经元划分为 P 个互不重叠的局部子区域，第 i 个子区域对应的神经元集合记为 S_i，则第 i 个子区域经注意力加权池化后的输出特征为 $e_i(n)$，计算公式如下：

$$e_i(n)=\sum_{j\in S_i}\omega_{p,i,j}x_j(n) \tag{4}$$

式(4)中，S_i 表示第 i 个子区域所包含的储备池神经元集合；$x_j(n)$ 表示第 n 时刻第 j 个储备池神经元的状态；$\omega_{p,i,j}$ 表示第 i 个子区域内第 j 个储备池神经元对应的注意力池化权重；$e_i(n)$ 表示第 i 个子区域在第 n 时刻经过注意力加权池化后得到的输出特征。为避免人工设定注意力权重带来的主观性，本文利用训练集数据自适应学习各储备池神经元的重要性系数。具体而言，首先采用岭回归求解各神经元状态与目标输出之间的映射关系，并根据所得回归系数确定神经元的重要程度；随后，在各子区域内部采用 Softmax 函数进行归一化，得到最终的注意力池化权重 $\omega_{p,i,j}$。因此，对于第 i 个子区域，有 $\omega_{p,i,j}\geq 0$，且 $\sum_{j\in S_i}\omega_{p,i,j}=1$。注意力权重的求解仅使用训练集数据，验证集和测试集均不参与权重估计，以避免数据泄漏并保证模型评价的客观性。

经过注意力加权池化后，可将高维储备池状态映射为低维聚合特征向量 $E(n)$，状态表达式如下：

$$E(n)=\left[e_1(n),e_2(n),\cdots,e_P(n)\right]^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

将经注意力加权池化处理后得到的特征向量进一步送入网络输出层，完成对目标输出的拟合建模工作。该方式能够在完整保留储备池内部蕴含的特征信息的基础上，显著降低输出层的特征维度规模，减

少冗余特征带来的问题，从而有效缓解网络训练过程中易出现的过拟合现象，提升模型泛化性能。

3.2. 交叉回环机制

针对标准飞蛾扑火优化算法(MFO)在复杂场景下的局限性，本文进行了深入分析并提出改进方案。首先，标准 MFO 的搜索机制存在固有缺陷：飞蛾个体仅沿单一对数螺旋曲线围绕火焰局部邻域搜索，这种强方向性和局部聚集特性导致当火焰位置陷入局部最优时，飞蛾极易被束缚，致使算法全局勘探能力不足。其次，由于搜索步长与偏转角度完全受对数螺旋参数 λ 决定，缺乏独立可调的扰动偏移分量，这使得算法在面对高维的 ESN 超参数寻优场景时，很难跳出局部极小值。考虑到 ESN 储备池超参数组合空间的非线性与多峰特性，单纯依靠原始螺旋路径极易导致早熟收敛，进而限制 ESN 的预测精度。为克服上述局限，本文提出了一种交叉回环机制。该机制在原始 MFO 位置更新公式中引入了一组由角度 θ 与尺度因子 η 共同控制的二维偏移项 $[\alpha,\beta]$，对飞蛾的搜索轨迹施加可控的横向扰动。这一改进不仅拓宽了寻优路径，还有效平衡了算法的全局勘探与局部开发能力。交叉回环机制的表达式如下：

$$\begin{cases}\alpha=\dfrac{\eta\cos\theta}{\sqrt{1+\tan^2 2\theta}}\\ \beta=\dfrac{\eta\sin\theta}{\sqrt{1+\tan^2 2\theta}}\end{cases} \tag{6}$$

(6)式中，$\eta>0$ 为参数，决定交叉回环路径的大小，迭代前期可取较大 η，施加强偏移，扩大搜索范围，侧重全局勘探；迭代后期可减小 η，弱化扰动，保留原始 MFO 精细局部搜索能力，实现勘探–开发动态切换。$\theta\in\left[-\frac{\pi}{4},\frac{\pi}{4}\right]\cup\left[-\frac{3\pi}{4},\frac{5\pi}{4}\right]$ 为角度。仅限定在两段区间，使得偏移矢量的方向集中在交叉对角方向，而非全平面随机扰动；这也是“交叉回环”命名来源。飞蛾在靠近火焰的螺旋主路径之外，额外沿着对角方向做小范围回环式偏移，形成交叉式的搜索轨迹。当 θ 靠近 $\pm\frac{\pi}{4}$，$\frac{3\pi}{4}$，$\frac{5\pi}{4}$ 边界时，$\frac{1}{\sqrt{1+\tan^2 2\theta}}\to 0$，偏移分量 $[\alpha,\beta]$ 趋近于 0；当 θ 取区间内部值时，偏移矢量有效激活。该设计避免偏移项无限制放大，防止飞蛾完全脱离火焰主搜索区域，并保证扰动为叠加式修正，而非完全替换原始螺旋路径。

传统 MFO 的位置更新方程可表示为：

$$M=|F-M|\cdot e^{\lambda\mu}\cdot\cos(2\pi\mu)+F \tag{7}$$

(7)式中，M 表示飞蛾的矩阵。F 表示火焰的矩阵。λ 为所定义的对数螺旋形状常数。$\mu\in[-1,1]$ 为路径系数。

利用交叉回环机制优化 MFO 的路径，得到的公式如下：

$$M=|F-M|\cdot e^{\lambda\mu}\cdot\cos(2\pi\mu)+F+[\alpha;\beta] \tag{8}$$

优化后的飞蛾寻优路径将会扩大，更有利于寻到全局最优解，避免陷入局部最优解。

4. 实验的结果和分析

为验证本文方法的有效性，选取 Mackey-Glass (MG)时间序列和低频正弦序列发生器(Sin)。数据的具体信息如表 1 所示。

我们选取 ESN、Leaky-ESN、CNN 和 LSTM 作为对比实验的对象。为了分析 AP-ESN 的预测性能，通过评估三个不同的指标：误差(Error)，均方根误差(RMSE)，平均绝对误差(MAE)，计算过程如下：

$$\text{Error}=Y-y \tag{9}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}(Y-y)^2} \tag{10}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}|Y-y| \tag{11}$$

上式中，Y 表示真实数据。l 表示数据的长度。

Table 1. Experimental data
表 1. 实验数据

数据	训练长度	测试长度	总长度
MG	5600	2400	8000
Sin	5600	2400	8000

4.1. MG 时间序列

MG 的公式如下：

$$m(t+1)=m(t)+\Delta\varepsilon\left(\frac{\sigma v\left(\varsigma-\frac{\tau}{\Delta\varepsilon}\right)}{1+m\left(\varsigma-\frac{\tau}{\Delta\varepsilon}\right)^{10}}+\gamma m(t)\right) \tag{12}$$

(12)式中，$\sigma=0.2$，$\tau=17$，$\gamma=-0.1$，$\Delta\varepsilon=0.1$ 均为参数。

通过 HMFO 寻找到 AP-ESN 的最优参数为 $a=0.1894$，$\rho=0.6275$，$s^{in}=0.4254$。为避免偶然性，每个模型进行 30 次实验，最终取平均值。5 个模型的误差对比结果如图 2 所示。

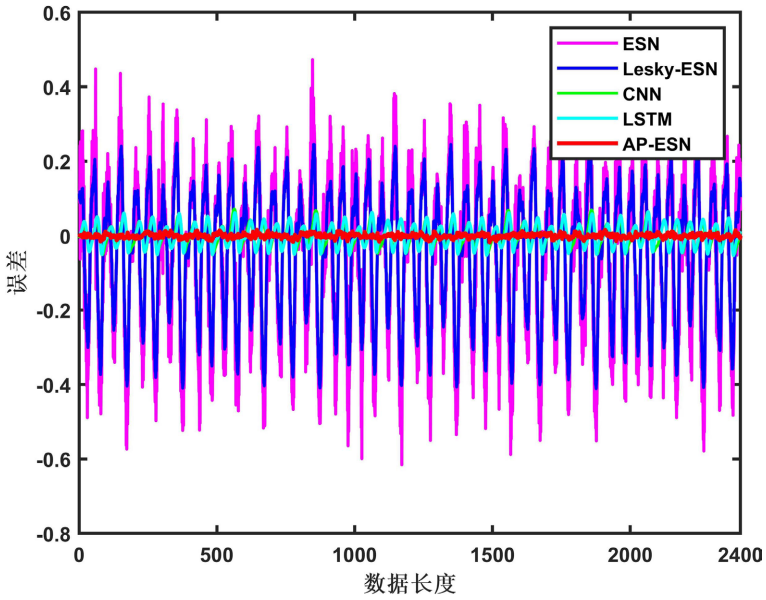


Figure 2. Error results of the MG series
图 2. MG 序列误差结果图

由图 2 结果可见，本文所提 AP-ESN 模型具备优异的预测精度，整体性能优于其余对比模型。本实

验还进行 RMSE 和 MAE 进行实验分析，实验结果如图 3。

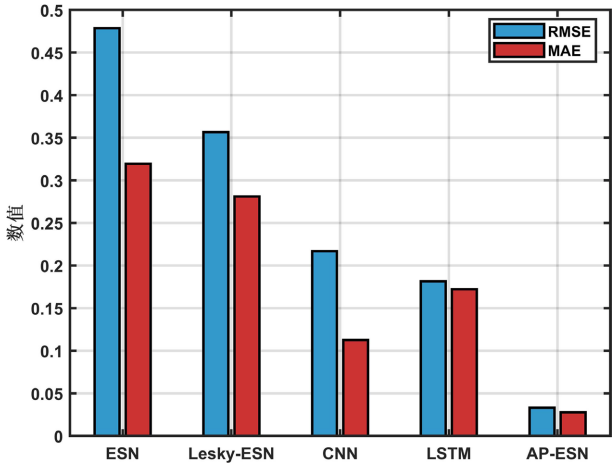


Figure 3. Comparison of RMSE and MAE for the MG series
图 3. MG 序列的 RMSE 和 MAE 比较图

图 3 可以看出，RMSE 和 MAE 均优于其他对比模型。究其原因，一方面注意力池化层可有效挖掘时序数据的关键特征，剔除冗余信息，强化特征表达能力；另一方面，交叉回环机制能够优化 MFO 的参数寻优过程，锁定最优超参数，进一步提升模型的预测性能。

4.2. 低频正弦序列发生器

低频正弦序列发生器的公式如下：

$$\mathrm{Sin}=\sin(t)+\sin(0.51t)+\sin(0.22t)+\sin(0.1002t)+\sin(0.05343t) \tag{13}$$

(13)式中，0.51，0.22，0.1002 和 0.05343 是参数。

通过 HMFO 寻找到 AP-ESN 的最优参数为 $a=0.9031$，$\rho=0.1189$，$s^{in}=0.1987$。5 个模型的误差对比结果如图 4 所示。

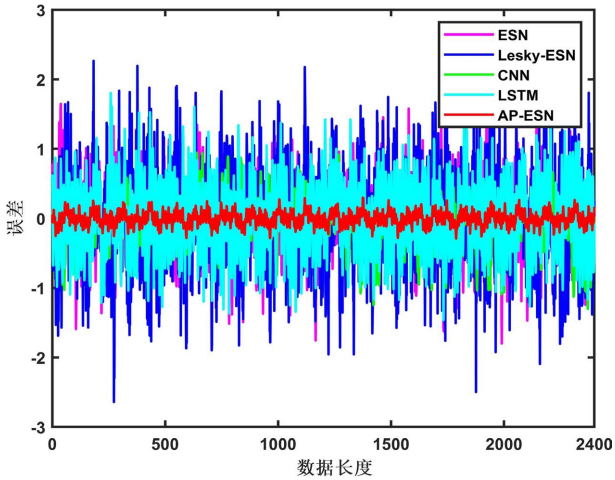


Figure 4. Error results of the Sin series
图 4. Sin 序列误差结果图

从图 4 的预测结果对比能够清晰看出，本文所提出的 AP-ESN 模型在预测精度上均表现最优，综合性能显著优于其余对比模型。为进一步全面、定量地验证 AP-ESN 模型的有效性，后续实验选取 RMSE、MAE 两类经典评价指标，从误差分布、绝对偏差等不同维度对模型性能展开量化评估，对应的实验结果如图 5 所示。

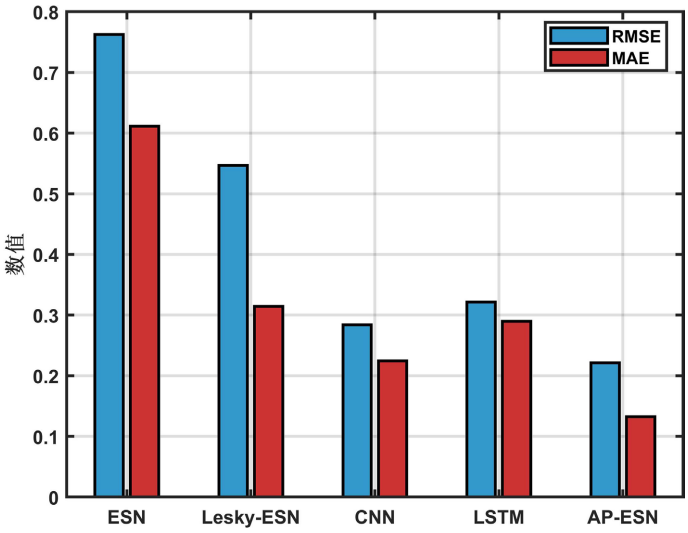


Figure 5. Comparison of RMSE and MAE for the Sin series
图 5. Sin 序列的 RMSE 和 MAE 比较图

根据图 5 所示，AP-ESN 的 RMSE 和 MAE 的结果优于其他对比模型。有效证明了本文提出的注意力池化层和交叉回环机制的有效性。

5. 总结

本文提出一种注意力池化回声状态网络(AP-ESN)。该模型在标准 ESN 的储备池与输出层之间引入注意力池化层，通过自适应筛选储备池中的关键特征信息并进行有效聚合，显著提升了模型的预测精度，解决了传统 ESN 难以精准捕捉储备池核心特征的问题。针对泄露率、输入尺度因子与谱半径这三个影响 ESN 预测性能的核心超参数，本文提出基于交叉回环机制改进的飞蛾扑火优化算法，通过优化算法的全局寻优策略，有效克服了传统飞蛾扑火算法易陷入局部最优、寻优精度不足的缺陷，为 AP-ESN 模型超参数的合理配置提供了可靠支撑，最终实现了模型预测性能的全面提升。

参考文献

[1] Zrira, N., Kamal-Idrissi, A., Farssi, R. and Khan, H.A. (2024) Time Series Prediction of Sea Surface Temperature Based on Bilstm Model with Attention Mechanism. *Journal of Sea Research*, **198**, Article ID: 102472. https://doi.org/10.1016/j.seares.2024.102472

[2] Zhong, Y., Cheng, Q., Qin, L., *et al*. (2024) Hybrid Deep Learning for AI-Based Financial Time Series Prediction. *Journal of Economic Theory and Business Management*, **1**, 27-35.

[3] 陈昭旻, 陈薇, 梁嵩, 等. 基于季节性指数平滑方法的电能表负载需求预测分析与应用[J]. 电气开关, 2026, 64(2): 79-82.

[4] 陈艳华, 杨金戈, 车金星. 基于贝叶斯优化的可解释深度学习风速预测研究[J]. 南昌工程学院学报, 2025, 44(6): 88-94, 112.

[5] Landauer, M., Skopik, F., Stojanović, B., Flatscher, A. and Ullrich, T. (2024) A Review of Time-Series Analysis for

Cyber Security Analytics: From Intrusion Detection to Attack Prediction. *International Journal of Information Security*, **24**, Article No. 3. https://doi.org/10.1007/s10207-024-00921-0

[6] Gallicchio, C., Micheli, A. and Pedrelli, L. (2018) Design of Deep Echo State Networks. *Neural Networks*, **108**, 33-47. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.08.002

[7] Shu, H., Li, J., Jin, Y. and Wang, H. (2025) Guaranteed Multidimensional Time Series Prediction via Deterministic Tensor Completion Theory. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **73**, 4638-4653. https://doi.org/10.1109/tsp.2025.3632844

[8] Peng, H., Tsai, A.H., Wang, L.C. and Han, Z. (2022) LEOPARD: Parallel Optimal Deep Echo State Network Prediction Improves Service Coverage for UAV-Assisted Outdoor Hotspots. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, **8**, 282-295. https://doi.org/10.1109/tccn.2021.3115765

[9] Ding, L., Bai, Y.L., Fan, M.H., Yu, Q., Zhu, Y. and Chen, X. (2023) Serial-Parallel Dynamic Echo State Network: A Hybrid Dynamic Model Based on a Chaotic Coyote Optimization Algorithm for Wind Speed Prediction. *Expert Systems with Applications*, **212**, Article ID: 118789. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118789

[10] Bai, Y.T., Jia, W., Jin, X.B., Su, T., Kong, J. and Shi, Z. (2023) Nonstationary Time Series Prediction Based on Deep Echo State Network Tuned by Bayesian Optimization. *Mathematics*, **11**, Article 1503. https://doi.org/10.3390/math11061503

[11] 舒征宇, 黄启昀, 张紫格, 等. 基于改进天牛群优化 ESN 的海上风机叶片腐蚀速率预测[J]. 山东电力技术, 2026, 53(1): 66-74.

[12] 郭伟, 张鑫雷, 杨乐, 等. 基于角度搜索策略粒子群的 ESN 优化方法[J]. 计算机工程与应用, 2026, 62(4): 111-123.

[13] Soltani, R., Benmohamed, E. and Ltifi, H. (2024) Newman-Watts-Strogatz Topology in Deep Echo State Networks for Speech Emotion Recognition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **133**, Article ID: 108293. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.108293

[14] Xu, X., Liu, J., Hu, L., Miao, X., Li, Y. and Liu, S. (2026) An Enhanced Air Quality Forecasting Method Integrating Feature Mode Decomposition and Multilayer Plasticity Echo State Network. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, **7**, 4192-4206. https://doi.org/10.1109/tai.2026.3660986

[15] Du, Y., Geng, X., Zhou, Q. and Cheng, S. (2024) A Fault Diagnosis Method for Offshore Wind Turbine Bearing Based on Adaptive Deep Echo State Network and Bidirectional Long Short Term Memory Network in Noisy Environment. *Ocean Engineering*, **312**, Article ID: 119101. https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.119101

[16] Gao, R., Li, R., Hu, M., Suganthan, P.N. and Yuen, K.F. (2023) Dynamic Ensemble Deep Echo State Network for Significant Wave Height Forecasting. *Applied Energy*, **329**, Article ID: 120261. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120261

[17] Li, Y. and Li, F. (2022) Growing Deep Echo State Network with Supervised Learning for Time Series Prediction. *Applied Soft Computing*, **128**, Article ID: 109454. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109454