基于RIME优化VMD与xLSTM-Informer的短期风电功率预测

余炜嘉[1]，沈 杰[2]，江 明[1]

（1. 福建理工大学互联网经贸学院，福州 350014；2. 盛丰物流集团有限公司，福州 350014）

摘要：针对风电机组并网后功率波动性强、非平稳性高的问题，提出一种基于霜冰优化算法（RIME）、变分模态分解（VMD）、扩展型长短期记忆（xLSTM）网络与Informer融合的短期预测方法。首先，利用RIME自适应寻优VMD参数以缓解模态重叠和端点效应，提高分解稳定性；然后，将分解得到的子序列输入xLSTM与Informer构建的深度预测模块，开展多尺度时空建模并重构输出。算例结果表明，该方法在多项误差指标上显著优于对比模型，预测精度与鲁棒性均有提升。

关键词：风电功率预测；变分模态分解（VMD）；霜冰优化算法（RIME）；xLSTM（扩展型长短期记忆网络）；Informer

中图分类号：TP18；TM614 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)03－0024－09

随着国内能源结构的不断优化以及“双碳”目标的推进，风能作为清洁可再生能源，在保障电力供应和推动能源转型中发挥着关键作用[1]。然而，风电功率受气象条件和机组运行状态影响，表现出显著的波动性、随机性和非平稳性，若预测精度不足，将直接影响电网的安全稳定运行和新能源的高效消纳[2-3]。因此，研究高精度、稳定性强的短期风电功率预测方法具有重要的理论价值与现实意义。

现代短期风电功率预测方法主要可分为传统机器学习与深度学习两类方法。在机器学习模型中，典型代表有随机森林[4]、支持向量机[5]和贝叶斯逻辑回归[6]等。这类方法在一定程度上能抓住风电功率的统计规律。不过鉴于短期风电功率本身存在高度非线性、随机波动以及非平稳的特质，传统机器学习方法处理复杂多维环境数据时呈现出显著局限。对此，越来越多的学者开始聚焦深度学习技术。典型的深度学习模型包括反向传播（back-propagation，BP）神经网络[7]、循环神经网络（recurrent neural network，RNN）[8]以及长短期记忆网络（long short-term memory，LSTM）[9]之类。这些浅层模型可自适应地探寻多维特征环境数据的潜在规律，对于高维时间序列的短期预测时体现出较高的准确水平。但单一模型处理非平稳序列时分解效果欠佳，易遭噪声扰动的影响，由此导致预测结果的误差逐渐累积，预测精度较低。

为了提升短期风电功率预测的精度，近年来学者们逐渐将信号分解技术与深度学习模型相结合，以应对复杂非线性特征及非平稳序列带来的挑战。程先龙等[10]采用经验模态分解（empirical mode decomposition，EMD）方法将风电功率序列分解为若干本征模态函数（intrinsic mode function，IMF）后再进行预测。但由于EMD在分解过程中难以有效处理端点极值，容易导致分解结果失真，从而影响预测精度。针对这一问题，朱菊萍等[11]提出了基于变分模态分解（variational mode decomposition，VMD）与长短期记忆网络（long short-term memory，LSTM）相结合的组合模型，通过将原始序列分解为长期分量、波动分量和随机分量并输入预测模型，有效缓解了序列波动对预测的影响。尽管如此，该模型在分解过程中仍依赖经验参数，易出现模态干扰和端点偏差，从而限制了预测性能的进一步提升。罗潇远等[12]在VMD-LSTM组合模型中

收稿日期：2025-09-03

基金项目：福建省自然科学基金（2023J011014）

作者简介：余炜嘉（1999—），男，广东潮州人，硕士研究生，研究方向为智能电网与电力系统调度优化；沈杰（1967—），男，福建福州人，经济师，研究方向为智能系统与运筹优化；江明（1984—），男，福建龙岩人，博士，副教授，研究方向为智能系统与优化决策。

引入鱼鹰优化算法,对分解与预测过程中的关键超参数进行自适应寻优,有效避免了因人工经验设定参数而造成的模态序列预测偏差;同时,为进一步增强长序列的建模能力,李超峰等[13]提出将Informer网络与马尔科夫链修正相结合的预测框架,在风电机组功率预测中展现出较高的效率与精度;而张玉敏等[14]则采用时间卷积网络(temporal convolutional network,TCN)在输入端捕捉序列间的潜在关系和时间依赖,从另一角度提升了 Informer 模型的预测性能。

上述文献要么注重信号分解技术的参数寻优处理,要么关注长序列网络结构的改进,将两者相结合较为少见。因此,研究构建一种基于霜冰优化算法(RIME)优化的 VMD 与 xLSTM-Informer 进行多尺度融合的新型风电功率预测组合模型。首先,利用 RIME 算法对 VMD 的分解参数进行自适应寻优,将风电功率序列分解为若干本征模态分量和残差项,以缓解模态重叠和端点效应并提升分解结果的弱平稳性;然后,在 Informer 网络中引入改进型 xLSTM 单元,以增强对时间序列长依赖特征的建模能力,有效提升潜在状态的时序表达与预测性能;最后,将分解后的模态子序列分别输入xLSTM-Informer模型进行预测,并对预测结果进行重构以获得最终输出。对比传统单模型和多类组合方法的实验结果表明,构建的 RIME-VMD-xLSTM-Informer模型在短期风电功率预测中显著提升了预测精度。

1 风电序列分解方法

1.1 变分模态分解

变分模态分解由 Dragomiretskiy 和 Zosso[15]于 2014 年提出,其核心为一种非递归的自适应信号分解方法,能够将复杂信号转化为若干中心频率不同、带宽有限的固有模态函数(IMF)。风电功率序列可在变分模态分解的作用下,依据频率差异被拆解成一系列固有模态函数,进而有效削弱了随机波动对后续建模的干扰[16]。变分问题求解过程如下。

1.1.1 构造约束函数

$$\begin{cases}\min\limits_{u_k,\omega_k}\left(\sum\limits_{k=1}^{K}\left\|\partial_t\left\{\left[\delta(t)+\dfrac{\mathrm{j}}{\pi t}\right]u_k(t)\right\}\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2\right)\\ \text{s.t.}\quad\sum\limits_{k=1}^{K}u_k(t)=f(t)\end{cases}\tag{1}$$

式中:K 为分解模态总数;u_k 为所有模态分量集合;ω_k 为各模态中心频率集合;∂_t 为对 t 的偏导算符;$\delta(t)$为狄拉克函数;$f(t)$为原始输入信号。

1.1.2 求解变分约束问题

引入二次罚项 α 与拉格朗日乘子 λ,将原问题转化为无约束形式。增广拉格朗日函数表达式为

$$\begin{aligned}L(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda)=\alpha\sum_{k=1}^{K}\left\|\partial_t\left\{\left[\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right]u_k(t)\right\}\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2+\\ \left\|f(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k(t)\right\|_2^2+\left[\lambda(t),f(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k(t)\right]\end{aligned}\tag{2}$$

针对变分模型的无界性难题及鞍点定位需求,引入交替方向乘子法(ADMM)。该方法以迭代方式同步修正模式分量 $u_k(t)$与 ω_k 中心频,直至满足预设收敛准则或达到最大迭代步数。其更新方程如下:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega)=\frac{\hat{f}(\omega)-\sum\limits_{i\neq k}\hat{u}_i^n(\omega)+\dfrac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1+2\alpha(\omega-\omega_k^n)^2}\tag{3}$$

$$\omega_k^{n+1}=\frac{\int_0^{\infty}\omega|\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2\mathrm{d}\omega}{\int_0^{\infty}|\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2\mathrm{d}\omega}\tag{4}$$

式中:$\hat{f}(\omega)$、$\hat{u}(\omega)$、$\hat{\lambda}(\omega)$、$\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$分别为 $f(\omega)$、$u(\omega)$、$\lambda(\omega)$、$u_k^{n+1}(\omega)$的傅里叶变换。

1.2 霜冰优化算法

霜冰优化算法(RIME)由 Su 等[17]于 2023 年提出,是一种基于自然现象的启发式优化方法。该算法模拟霜冰的随机生长和结构演变过程,将这些现象转化为解决复杂优化挑战的稳健搜索策略。其框架融合了 4 项关键设计,包括霜冰种群的初始化、面向全局搜索的软霜策略、针对局部优化的硬霜穿刺方法,以及基于正向贪婪原则的选择机制。

1.2.1 霜冰种群初始化

RIME 算法将每个粒子建模为一个独立的搜索代理。整个种群由矩阵 $\boldsymbol{R}\in\boldsymbol{R}^{n\times d}$ 表示,分层结构化为 n 个 RIME 因子 $\boldsymbol{S}_i$,每个因子 $\boldsymbol{S}_i=[x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{id}]$包含 d 个决策变量。

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{S}_1\\ \boldsymbol{S}_2\\ \vdots\\ \boldsymbol{S}_i\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{S}_i=[x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{id}]\tag{5}$$

1.2.2 软霜搜索策略

模拟霜冰中软霜粒子的随机生长过程,通过动态更新粒子位置,快速覆盖搜索空间,避免陷入局部最优。更新公式如下:

$$\begin{cases} R_{ij}^{\text{new}}=R_{\text{opt},j}+r_1\cos\theta\beta[\psi(\text{Ub}_{ij}-\text{Lb}_{ij})+\text{Lb}_{ij}] \\ r_2<E \\ \theta=\pi\dfrac{h}{10H} \\ \beta=1-\dfrac{\omega t}{T} \\ E=\sqrt{\dfrac{t}{T}} \end{cases} \tag{6}$$

式中：R_{ij}^{new}为最新粒子位置；$R_{\text{opt},j}$为当前最优晶体的第 j 个粒子；r_1 为范围在[−1,1]内的一个随机数，用于控制粒子运动方向；β 为环境因子，随迭代次数变化以模拟外部环境影响；ψ 和 h 为黏附系数，用于控制粒子中心之间的距离；Ub_{ij} 和 Lb_{ij} 为搜索空间的上下界；r_2 为范围[0,1]的随机数，与 E 共同控制粒子位置更新；E 为附着系数，影响粒子凝结概率并随迭代次数增加；t 和 T 分别为当前迭代次数和最大迭代次数。

1.2.3　硬霜穿刺机制

模拟霜冰生长和穿刺过程，粒子交叉替换遵循公式为

$$R_{ij}^{\text{new}}=R_{\text{best},j},\quad r_3<F^{\text{norm}}(S_i) \tag{7}$$

式中：R_{ij}^{new}为粒子更新后的位置；$R_{\text{best},j}$为种群中最佳硬霜的第 j 个粒子；F^{norm}为当前代理适应值归一化值；r_3 为范围[−1,1]内的随机数。

1.2.4　正向贪婪选择

种群更新中引入正向贪婪选择机制，比较更新前后适应度，仅接受更优解，优化迭代方向，表达式为

$$\begin{cases} R_i=R_i^{\text{new}}, & F(R_i^{\text{new}})<F(R_i) \\ R_{\text{opt}}=R_i^{\text{new}}, & F(R_i^{\text{new}})<F(R_{\text{opt}}) \end{cases} \tag{8}$$

式中：R_i 为第 i 个霜冰粒子当前所在位置；R_{opt}为整个种群迄今找到的最优位置；R_i^{new} 为第 i 个粒子迭代后的位置。

1.3　基于 RIME 优化 VMD

变分模态分解（VMD）虽能有效处理风电功率序列的非平稳特性，但其分解性能高度依赖于模态数 K 和二次惩项 α 的参数设定[18]。传统方法依赖经验性参数选择，由于风电功率的随机性与波动性，难以保证参数最优性，易导致模态混叠或信号特征丢失，进而影响后续预测精度[19]。

为突破这一局限，提出基于霜冰优化算法的自适应参数优化框架（RIME-VMD），利用 RIME 的全局优化能力与动态更新机制，实现模态数 K 和二次惩项 α 的协同寻优。RIME 算法受到霜晶自然生长过程的启发，其迭代初期保持种群多样性以增强全局搜索能力，后期通过霜晶聚集实现快速局部收敛，从而兼顾全局探索与局部开发。针对 VMD 参数优化的多峰非凸特性，RIME 具有较强的抗局部最优能力和收敛稳健性，能够更有效处理风电功率序列的高随机性与非平稳性，保证模态分解结果的弱平稳性与无重叠特征。相比传统优化算法，如鲸鱼优化算法（WOA）、灰狼优化算法（GWO）及粒子群优化算法（PSO），RIME 在收敛速度、全局寻优能力及计算效率方面均有明显优势，为后续风电功率预测模型的高精度建模奠定了基础。RIME-VMD 算法流程如图 1 所示。

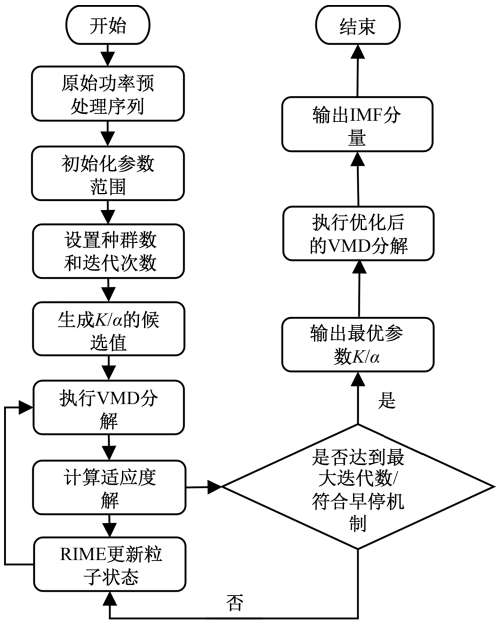


图 1　RIME-VMD 算法流程

2　风电功率预测模型

2.1　xLSTM

LSTM 为一种经典的循环神经网络，它借助引入门控机制（输入门、遗忘门和输出门），解决了传统 RNN 里的梯度消失问题，也可有效处理长序列相关的数据[20]。LSTM 依旧存在某些局限性：当序列中冒出更优匹配的时候，网络往往不易及时对已存储信息进行回溯与更新；其将信息压缩成单一标量状态的途径，弱化了对低频或稀有模式的表征能力；隐藏状态彼此依赖时间递归关联，不可避免地引发序列化运算，进而对大规模并行训练的效率产生限制。为解决 LSTM 存在的缺陷，2024 年，Beck 等[21]提出了扩展型长短期记忆网络。从图 2 中可见，基于 LSTM 的基础做了以下的改进。

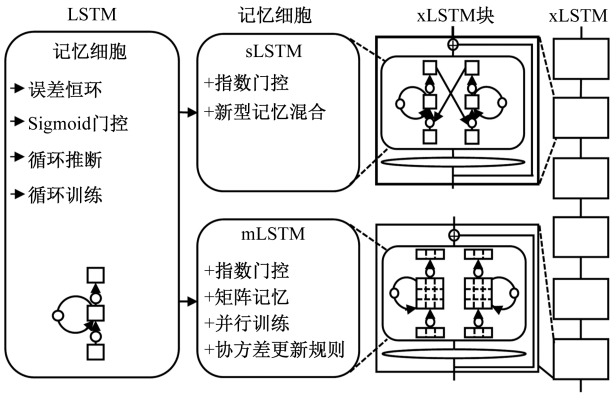


图 2　xLSTM 的演变和具体架构

2.1.1　扩展记忆单元

xLSTM 的核心改进之一是引入了扩展记忆单元,其更新公式为

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t + e_t \odot m_t \tag{9}$$

式中:c_t 为当前时间步的记忆单元状态;c_{t-1} 为上一时间步的扩展记忆单元状态;$\odot$ 为 Hadamard 积;f_t 为遗忘门;i_t 为输入门;$\tilde{c}_t$ 为候选记忆单元状态;e_t 为门控信号;m_t 为扩展记忆单元。传统 LSTM 受限于单一标量记忆结构,难以有效捕获跨越数周乃至数月的风电功率周期性波动及季节性行为;扩展记忆单元借助分块化设计显著增强了模型的长期记忆容量,从而提升了对风电功率长程依赖特征的表征能力。

2.1.2　多层门控机制

xLSTM 引入多层门控机制,通过堆叠多个门控层来增强模型的表征能力。第 l 层门控信号的计算公式为

$$g_t^l = \sigma(W_g^t[h_{t-1}, x_t] + b_g^t) \tag{10}$$

式中:l 为层数;σ 为激活函数;h_{t-1} 为上一时刻的历史信息;x_t 为当前输入;W_g^t 与 b_g^t 分别为第 l 层的权重和偏置。风电功率输出受风速、风向、气温、气压、湿度及地形等多重耦合气象因子影响,xLSTM 借助多层门控机制对输入特征进行动态筛选与加权融合,从而提升对复杂关系的拟合能力。

2.1.3　自适应时间步

xLSTM 凭借自适应机制对时间步做动态调整,以此降低多余的计算,其步长调节采用的公式为

$$\Delta t = T\sigma(W_t h_{t-1} + b_t) \tag{11}$$

式中:T 为步长缩放因子;W_t 与 b_t 为可学习参数。风电功率数据同时囊括高频波动与低频趋势,自适应时间步让模型在关键阶段自动缩短步长从而捕捉细节,在平缓时期拉长步长以削减计算花销,以此增进预测效率。

2.2　Informer

Informer 模型是一种以自注意力机制为基础的时间序列预测模型,其目标是解决长时间序列数据存在的长期依赖问题[22]。在传统的自注意力模型中,计算复杂度随输入序列长度的急速增长,造成处理长序列预测任务时训练效率显著变差,尤其容易碰到计算资源的瓶颈。为处理这个难题,Informer采用了被称为稀疏注意力(sparse attention)的机制,在合理降低计算复杂度的同时明显增进了模型的预测精度。

Informer 模型采用标准的编码器-解码器(encoder-decoder)体系,输入序列最初通过多个自注意力层加以处理,在该架构之内,编码器依靠跨层级的自注意力机制捕获全局依赖关系,发挥关键效能[23]。各个编码器层首先借助自注意力机制对输入序列予以建模,从不同的时间步里提取关键特性,随后依靠前馈神经网络(feedforward network)进一步加强特征表达能力。此过程让模型可同时应对时间序列里的短期波动以及长期依赖。编码器整体结构如图 3 所示。

于解码器工作的阶段,编码器生成的特征表示被送交至多层解码器中去,解码器同样采纳自注意力机制,以便对时间序列里的长期依赖关系建模。

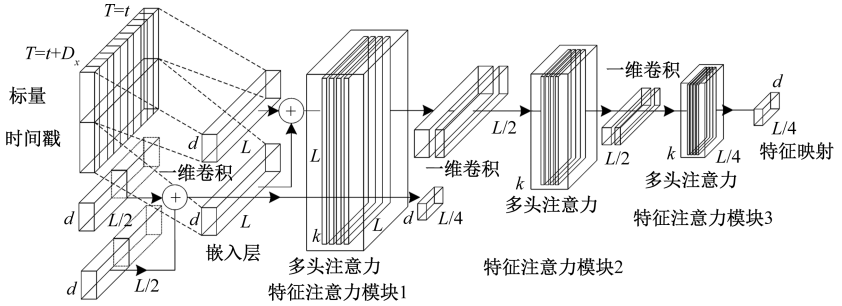


图 3　Informer 模型编码器结构

为进一步加强对未来时间步的预测实力，解码器引入稀疏注意力这一机制，让其可以聚焦到最具关联的时间片段，极大缩减冗余的计算开支，此优化策略不仅增进了模型效率，还增进了其在长期时间序列预测任务中的表现成效，解码过程经常采用自回归(autoregressive)办法，依次生成每一个未来时间点的预测数值。

2.3　xLSTM＋Informer

Informer 能够有效捕捉长序列中的全局特征，在时序预测中具有较高优势，然而对局部特征的解析能力相对有限。为此，提出一种基于 xLSTM 优化的 Informer 模型。图 4 展示了 xLSTM 与 Informer 融合后的网络结构。

原始风电功率时间序列经卷积层处理，提取局部时序特征并降低噪声。卷积处理后的特征输入双通道 xLSTM 模块，通过多层 sLSTM 与 mLSTM 块建模短期依赖和局部变化，输出的高维特征通过稠密连接整合后，作为 Informer 编码器的输入，实现局部特征向全局建模的无缝传递。在编码器阶段，Informer 采用多层 ProbSparse 自注意力机制，仅关注最具相关性的时间片段，提取长时间依赖和全局趋势，避免重复计算。结合卷积降维和自适应时间步机制，模型在保留完整信息的同时进一步降低冗余计算开销。解码器接收预测起始 token 和历史观测数据，通过掩码注意力机制逐步生成未来时间步的预测值，实现长期依赖的建模与多步预测。

通过 xLSTM 进行局部特征建模与 Informer 进行全局依赖建模的协同融合，该模型在保持高预测精度的同时，具备良好的计算效率，适用于处理长时间序列的风电功率预测任务。

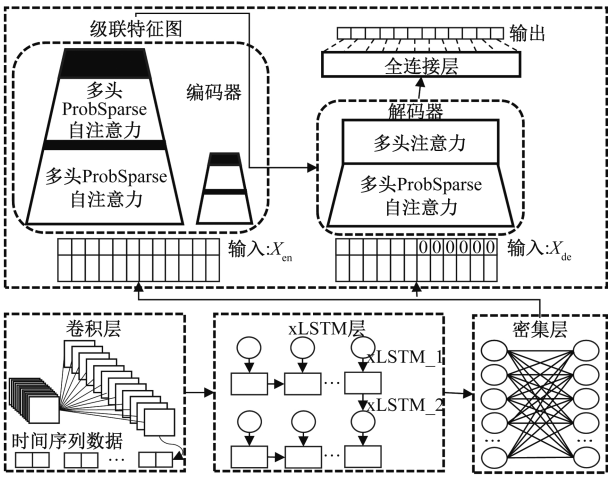


图 4　xLSTM-Informer 组合模型架构

3　构建 RIME-VMD-xLSTM-Informer 预测模型

3.1　风电功率预测模型构建

针对风电功率波动大、不平稳等的特点，为了得到更加精确的风电预测结果，构建基于 RIME-VMD-xLSTM-Informer 短期风电预测模型，主要分为以下步骤。

3.1.1　数据预处理

为保证后续分解与预测的可靠性，对原始风电功率序列进行预处理。对于异常值，主要包括功率小于零或明显偏离相邻观测点的记录，采用邻近有效值的均值进行替代，以减弱噪声对模型训练的干扰。缺失数据使用线性插值方法填补，以保持序列连续性并尽量保留原始趋势与波动特征。经过处理的数据显著降低了噪声和不连续性对 RIME-VMD 分解的影响，增强了 IMF 分量的平稳性和特征表达能力，为 xLSTM-Informer 模型提供了更可靠的输入，有助于提高对风电功率非线性波动及长期依赖特征的捕捉能力，提升短期预测的精度与稳定性。

3.1.2　对数据进行信号分解

利用 RIME-VMD 模型对预处理后的风电功率数据进行分解与重构，得到 N 个 IMF 分量。随后，将每个 IMF 分量与对应的气象特征数据一同进行归一化处理。归一化过程如下：

$$k'=\frac{k-k_{\min}}{k_{\max}-k_{\min}} \tag{12}$$

式中：$k_{\min}$ 和 $k_{\max}$ 分别为数据集中的最小值和最大值；k 为归一化前的数据值；k' 为归一化后的结果。

3.1.3　构建 xLSTM-Informer 预测模型

基于分解与重构得到的各个 IMF 分量，以对应的 IMF 分量、气象特征以及历史观测数据为输入，分别构建 xLSTM-Informer 预测模型用于风电功率预测。

3.1.4　预测结果

将各个 IMF 分量的预测结果进行累加，以形成最终的风电功率预测值。随后，基于误差评价指标对模型的预测表现进行量化分析，并评估其预测结果的可靠性。RIME-VMD-xLSTM-Informer 的模型框架如图 5 所示。

3.2　评价指标选取

为了验证预测模型的性能和有效性，选取均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)对预测结果进行比较和评估。

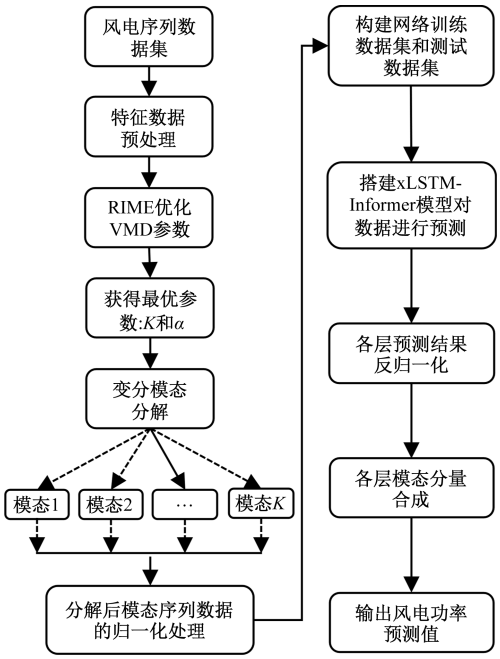


图 5　RIME-VMD-xLSTM-Informer 模型框架

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{13}$$

$$\mathrm{MAPE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|\times 100\% \tag{14}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{15}$$

式中:N 为样本总数;y_i 为第 i 个真实值;$\hat{y}_i$ 为第 i 个预测值。

4　算例分析

以福建省某装机容量为 48 MW 的海上风电场为实验对象,构建基于 RIME-VMD-xLSTM-Informer的短期风电功率预测模型。鉴于风电机组输出功率存在显著的随机波动性,采用单步计量方式获取传感器的历史特征信息,如图 6 所示。采样时间范围为 2022 年 12 月 1 日至 2023 年 1 月11 日,日均采集 96 个测量点,每隔 15 min 由后台记录一次观测值,总观测值数量为 4 032。其中,最初 3 648 个样本作为训练集,后 384 个样本作为验证集,以降低模型过拟合风险。

4.1　优化算法比较和信号分解

为验证使用 RIME 算法在求解 VMD 参数优化问题上的性能,选取 3 种优化算法进行对比实验,包括鲸鱼优化算法、灰狼优化算法和粒子群优化算法。所有算法均采用相同的综合适应度函数和参数搜索空间($K\in[3,8]$,$\alpha\in[1\,000,5\,000]$),并在同一计算环境下执行,以保证对比的公平性与结果的可比性。各算法的收敛曲线和性能指标如图 7 和表 1 所示。

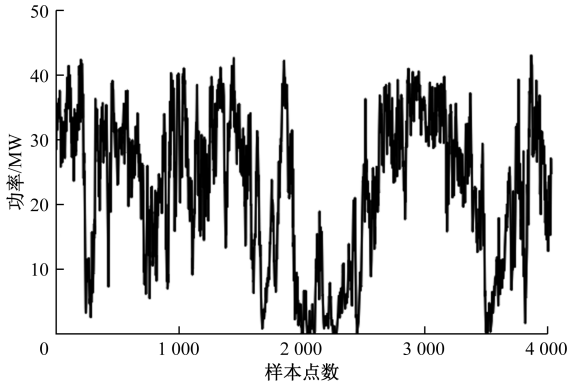


图 6　原始风电功率曲线

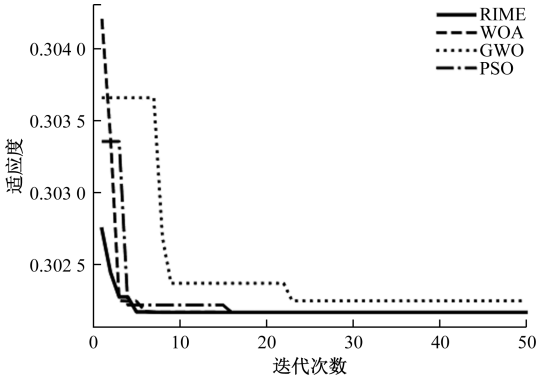


图 7　各优化算法收敛曲线

表 1　各优化器寻优结果

优化器	最佳参数组合(K,α)	最佳适应度值	收敛迭代次数	时间/s
GWO	(5,2 621.9)	0.302 24	23	2 999.7
WOA	(5,2 850.2)	0.302 16	15	1 280.4
PSO	(5,2 895.3)	0.302 16	16	1 156.5
RIME	(5,2 876.4)	0.302 16	7	403.8

从图 7 可以看出,所采用的 RIME 算法在收敛速度和寻优性能上均显著优于其他对比算法,能够快速、稳定地逼近全局最优解。GWO 算法优化过程波动较大,收敛效果较差,易陷入局部最优;WOA 与 PSO 算法虽最终可获得与 RIME 相同的适应度,但收敛所需迭代次数更多,搜索效率较低。随着迭代进行,RIME 表现出更稳健的收敛特性和更强的全局探索能力。结合表 1 中数据可知,RIME 在计算时间上也具备明显优势。

图 8 展示了原始信号和经过 RIME 优化的 VMD 方法,将原始风电功率序列拆解为 5 个本征模态分量。各 IMF 分量在频率和幅值上呈现明显差异,分别分布于不同的频带范围内,未发生模态重叠,进一步验证了 RIME 优化参数在信号分解中的有效性。经过分解后的信号有效减弱了其随机波动,为后续预测模型的拟合精度和训练效率提供了保障。

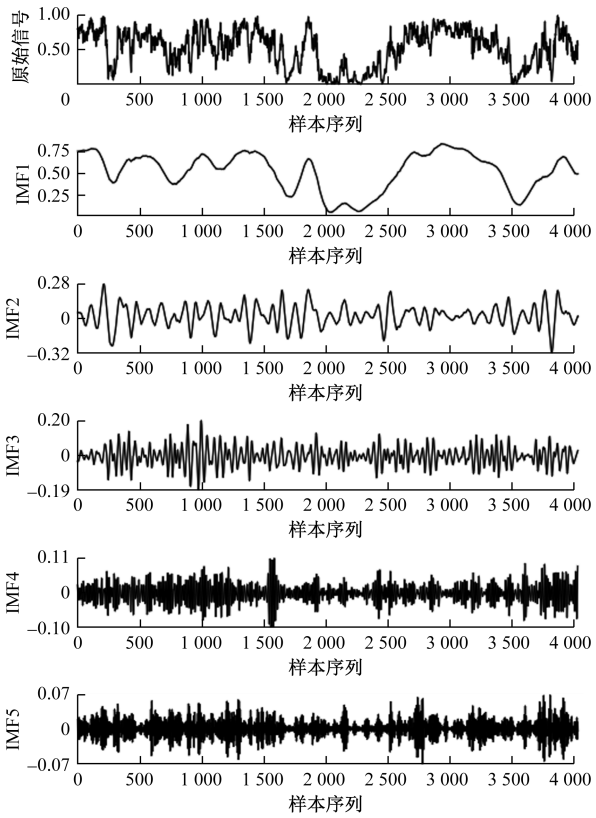


图 8　参数寻优后 VMD 分解结果

4.2　预测结果分析

为了验证所提出 RMIE-VMD-xLSTM-Informer 模型在风电功率短期预测中的有效性与优越性，选取 BP、LSTM、VMD-LSTM、Transformer、Informer等多种典型模型作为对比对象，并在相同实验条件下进行仿真对比。实验过程中，所有模型的预测步长均设定为 96 h，总共预测 384 个数据点。为保证实验环境的一致性，最大训练迭代次数均设定为 1 000 次。各模型的预测性能评估指标结果见表 2。

从表 2 可以看出，各模型在风电功率短期预测中的性能差异显著。传统 BP 模型预测精度最低，难以刻画功率的非线性特征；LSTM 模型通过时序建模使精度有所提升，引入 VMD 后的 VMD-LSTM 进一步改善了对非平稳特征的刻画能力。相比之下，Transformer 借助自注意力机制显著降低误差，而 Informer 在长序列预测中表现更优，MAPE 降至 9.44%。

研究提出的 RMIE-VMD-xLSTM-Informer 模型整体表现最优，其 MAE、MAPE 和 RMSE 分别为 0.527 4、2.64%和 0.756 6，在各指标上均显著优于其他模型。与 Transformer、Informer 相比，MAPE 分别降低约 74.9%和 72.0%，相较于 BP 则提升超过 89%。这表明 RMIE-VMD-xLSTM-Informer模型在刻画风电功率动态特性和提高预测稳定性方面具有显著优势。

结合预测曲线（图 9）可以进一步发现，BP 与 LSTM 模型的预测曲线与实际功率存在明显偏差，尤其在功率快速波动时预测滞后较为严重。Transformer 与 Informer 的预测结果在整体趋势上与实际曲线较为接近，但在部分峰值与谷值位置仍存在一定误差。而 RMIE-VMD-xLSTM-Informer 模型预测曲线整体上几乎贴合实际发电曲线，在功率突变点依然能够保持较高的拟合精度。这充分说明，研究提出的组合模型能够更好地捕捉风电功率的非平稳性与多尺度动态特征，在短期预测中具有显著的优势。

为了更全面地验证研究提出的组合模型在短期风电功率预测中的性能，对不同组合模型进行了误差对比分析，其结果见表 3。可以发现，随着先进信号分解方法和改进型深度学习架构的引入，整体预测精度得到显著提升。图 10 为不同组合模型的预测曲线。

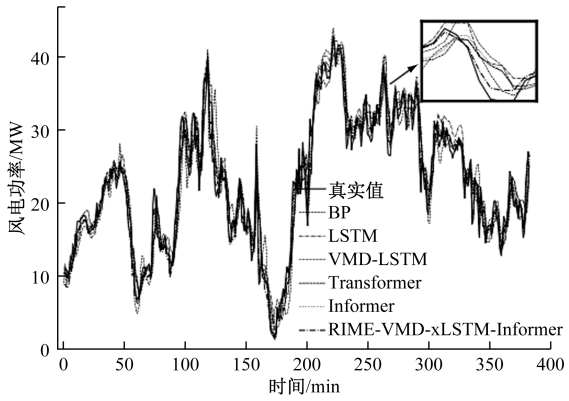


图 9　不同模型的预测结果对比

表 2　不同模型的预测误差评价指标对比

模型	MAE	MAPE/%	RMSE
BP	4.218 7	24.96	9.076 8
LSTM	3.007 8	15.68	6.675 5
VMD-LSTM	2.639 5	12.47	4.808 9
Transformer	1.991 9	10.53	2.580 6
Informer	1.700 4	9.44	2.246 7
RMIE-VMD-xLSTM-Informer	0.527 4	2.64	0.756 6

表 3　基于 Informer 的不同组合模型误差对比

模型	MAE	MAPE/%	RMSE
Informer	1.700 4	9.44	2.246 7
VMD-Informer	1.586 6	7.39	1.974 2
RIME-VMD-Informer	1.232 8	6.02	1.679 1
VMD-xLSTM-Informer	0.943 2	4.84	1.187 3
RMIE-VMD-xLSTM-Informer	0.527 4	2.64	0.756 6

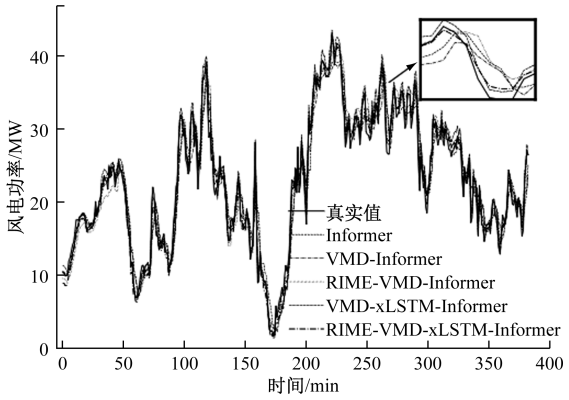


图 10　基于 Informer 的不同组合模型的预测曲线

引入 VMD 分解技术削弱了原始功率序列的非平稳性,使组合模型在误差指标上进一步优化。同时,RIME 算法解决了模态分解过程中的混叠与端点效应问题,保证了输入特征的有效性。结合改进的 xLSTM 结构,模型在非线性特征提取与时间依赖建模方面表现出更高的鲁棒性与精度。最终,RIME-VMD-xLSTM-Informer 模型在多项误差评价指标上取得了最佳结果,验证了其在复杂时序预测任务中的优越性能。这一实验结果表明,研究构建的组合模型通过信号分解与深度学习的紧密结合,大幅提升了预测结果的准确性与稳定性,对风电功率的智能调度与未来能源系统的高效运行具有重要的现实意义。

5　结论

(1)RIME 优化 VMD 在风电功率序列分解中有效缓解模态重叠和端点效应现象,提升结果的稳定与有效水平,同时在收敛速度、全局寻优能力和计算效率上,显著优于 WOA、GWO 和 PSO 这些主流算法。

(2)xLSTM 与 Informer 融合起来的模型兼顾局部特征提取和全局依赖建模,其中 xLSTM 提高了非线性特征的表达以及长期记忆能力,Informer 在长序列建模方面展现出高效性,二者结合显著增进了风电功率预测的精度及稳定性。

(3)通过对比分析,RIME-VMD-xLSTM-Informer模型在性能以及预测精度上都优于传统单一模型和部分组合模型,验证了此模型在风电功率预测工作中的可行性。

(4)该模型具有良好的可扩展性,可应用于大规模风电场或风电机组集群的短期功率预测。其在信号分解与多尺度特征提取方面的鲁棒性,能够有效捕捉大规模风电数据中的非平稳性及时间依赖特征。但在实际应用中仍需考虑计算成本、数据传输效率及机组间相关性对预测精度的影响。未来可进一步优化计算策略与在线部署方案,以提升规模化应用的可行性与效率。

参考文献

[1] 屈博,刘畅,李德智,等. “碳中和”目标下的电能替代发展战略研究[J]. 电力需求侧管理,2021,23(2):1-3,9.

[2] 孙荣富,张涛,和青,等. 风电功率预测关键技术及应用综述[J]. 高电压技术,2021,47(4):1129-1143.

[3] 程江洲,冯馨以,冯梦婷,等. 计及气象因素的风电机组故障诊断与风险预测[J]. 科学技术与工程,2022,22(22):9645-9651.

[4] 刘兴,王艳,纪志成. 基于随机森林的风电功率短期预测方法[J]. 系统仿真学报,2021,33(11):2606-2614.

[5] 刘金朋,邓嘉明,高鹏宇,等. 基于 VMD-IMPA-SVM 的超短期风电功率预测[J]. 智慧电力,2024,52(7):24-31,79.

[6] 宋家康,彭勇刚,蔡宏达,等. 考虑多位置 NWP 和非典型特征的短期风电功率预测研究[J]. 电网技术,2018,42(10):3234-3242.

[7] 徐龙舞,张英,张倩,等. 基于正交实验法改进的蝠鲼算法优化 BP 在变压器故障诊断上的研究[J]. 南方电网技术,2022,16(7):46-54.

[8] 王超洋,张蓝宇,刘铮,等. 基于特征挖掘的 indRNN 光伏发电功率预测[J]. 电力系统及其自动化学报,2021,33(4):17-22.

[9] 苏向敬,程子凡,聂良钊,等. 基于 AGCN-LSTM 模型的海上风电场功率概率预测[J]. 电力系统自动化,2024,48(22):140-149.

[10] 程先龙,保佑智,何度江,等. 基于 EMD-ELM-LSTM 的短期风电功率预测[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版),2023,48(6):78-87.

[11] 朱菊萍,魏霞,谢丽蓉,等. 基于 VMD 和改进 BiLSTM 的短期风电功率预测[J]. 太阳能学报,2024,45(6):422-428.

[12] 罗潇远,刘杰,杨斌,等. 基于改进鱼鹰优化算法与 VMD-LSTM 的超短期风电功率预测[J]. 太阳能学报,2025,46(3):652-660.

[13] 李超峰,原升耀,王灵梅,等. 基于 Informer 的风电场超短期功率预测[J]. 山西大学学报(自然科学版),2024,47(6):1201-1210.

[14] 张玉敏,张津玮,吉兴全,等. 基于 TimeGAN 和 TCN-Informer 模型的极端大风天气下短期风电功率预测[J/OL]. 南方电网技术,1-12[2025-08-27]. https://link.cnki.net/urlid/44.1643.TK.20250708.1016.002.

[15] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[16] 韩丽,于晓娇,喻洪波,等. 基于波动趋势分段的风电功率区间预测[J]. 电力系统自动化,2023,47(18):

206-215.

[17] SU H, ZHAO D, HEIDARI A A, et al. RIME: A physics-based optimization [J]. Neuro Computing, 2023, 532: 183-214.

[18] 王瑞, 徐新超, 逯静. 基于麻雀搜索算法优化变分模态分解和混合核极限学习机的短期风电功率预测[J]. 信息与控制, 2023, 52(4): 444-454.

[19] 张婉莹, 何耀耀, 杨善林. 基于 TVFEMD-SE 和 YJQRG 的短期风电功率多步概率密度预测[J]. 系统工程理论与实践, 2022, 42(8): 2225-2242.

[20] 赵星宇, 吴泉军, 朱威. 基于 CEEMDAN 和 TCN-LSTM 模型的短期电力负荷预测[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(4): 1557-1564.

[21] BECK M, PÖPPEL K, SPANRING M, et al. xLSTM: extended long short-term memory [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2024, 37: 107547-107603.

[22] 王颉, 刘兴杰, 梁英, 等. 一种基于 MGWO-Informer 的超短期风电功率预测方法[J]. 太阳能学报, 2024, 45(11): 477-485.

[23] 郭晓鹏, 赵琪, 张国维. 基于改进变分模态分解与 Informer 组合模型的风电功率多步预测研究[J/OL]. 现代电力, 1-10 [2025-08-27]. https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2023.0429.

Short-term Wind Power Forecasting Using RIME-optimized VMD and xLSTM-Informer

YU Weijia[1], SHEN Jie[2], JIANG Ming[1]

(1. School of Internet Economics and Business, Fujian University of Technology, Fuzhou 350014, China;
2. Shengfeng Development Limited, Fuzhou 350014, China)

Abstract: To address the strong volatility and high non-stationarity of wind turbine power after grid connection, a short-term forecasting method integrating reindeer herding optimization algorithm(RIME), variational mode decomposition(VMD), extended long short-term memory network(xLSTM), and Informer was proposed. First, RIME was employed to adaptively optimize the VMD parameters in order to mitigate mode aliasing and boundary effects, thereby enhancing decomposition stability. Subsequently, the decomposed subsequences were fed into a deep prediction module constructed with xLSTM and Informer to perform multi-scale spatiotemporal modeling and reconstruct the outputs. Case study results demonstrate that the proposed method significantly outperforms comparative models in multiple error metrics, achieving improvements in both forecasting accuracy and robustness.

Keywords: wind power forecasting; variational mode decomposition (VMD); reindeer herding optimization algorithm (RIME); xLSTM (extended long short-term memory); Informer