DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)08-0021-07

优化变分模态分解和 BiLSTM 结合的短期负荷预测

饶俊星[1], 李永军[2], 罗 飞[1], 张 波[1], 袁啟锋[1], 吴尚尚[1], 邹 密[2]

(1.国网四川省电力公司自贡供电公司,四川 自贡 643000; 2.重庆邮电大学 自动化学院,重庆 400065)

摘 要:精准的短期电力负荷预测对电网的安全稳定运行与调度至关重要。然而,由于短期负荷数据通常呈现出强波动性与高频噪声等非平稳特征,传统模型难以深度挖掘其内部的时序规律,导致预测精度偏低。针对这一问题,提出一种结合自适应权重粒子群优化(adaptive weight particle swarm optimization,AWPSO)、变分模态分解(variational mode decomposition,VMD)与双向长短期记忆网络(bi-directional long short-term memory,BiLSTM)的 VMD-AWPSO-BiLSTM 预测模型。该方法通过 AWPSO 优化 VMD 参数,对负荷数据进行模态分解,减少数据波动性;然后利用 BiLSTM 模型对各模态分量进行精准预测,从而有效降低噪声对预测的影响。在实验中,选用 2015 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日的比利时用电数据作为数据集,分别对一周和一天的电力负荷进行测试。结果表明,相较于其他传统方法,所提出的 VMD-AWPSO-BiLSTM 在一周和一天的测试中,均方根误差(root mean square error,RMSE)最优值分别提高了 73.67%和 89.23%,显著提升了预测精度。

关键词:电力负荷预测;粒子群优化;变分模态分解;双向长短期记忆网络;参数优化

中图分类号: TP18;TM714 **文献标志码**: A **文章编号**: 1003-7241(2026)08-0021-07

Optimization of short-term load forecasting combined with variable mode de-composition and BiLSTM

Rao Junxing[1], Li Yongjun[2], Luo Fei[1], Zhang Bo[1], Yuan Qifeng[1], Wu Shangshang[1], Zou Mi[2]

(1. State Grid Sichuan Electric Power Company Zigong Power Supply Company, Zigong 643000, Sichuan, China;
2. School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Accurate short-term load forecasting (STLF) is crucial for the safe and stable operation and dispatching of power grids. However, as short-term load data typically exhibits non-stationary characteristics such as strong volatility and high-frequency noise, traditional models struggle to deeply mine their underlying time-series patterns, resulting in low prediction accuracy. To address this issue, a (VMD-AWPSO-BiLSTM) prediction model combining adaptive weight particle swarm optimisation (AWPSO), variational mode decomposition (VMD) and bi-directional Long short-term memory (BiLSTM) is proposed. The method optimizes VMD parameters through AWPSO to perform mode decomposition on the load data, thereby reducing data volatility. Subsequently, the BiLSTM model is utilized to accurately predict each mode component, effectively minimizing the impact of noise on the predictions. In the experiments, electricity consumption data from Belgium, spanning from January 1, 2015, to December 31, 2023, was used as the dataset, and the load predictions for a week and a day were tested. The results show that compared with other traditional methods, the optimal value of root mean square error (RMSE) of the VMD-AWPSO-BiLSTM proposed in this paper is improved by 73.67% and 89.23% in the one-week and one-day tests, respectively, which significantly improves the prediction accuracy.

Keywords: power load forecasting; particle swarm optimization; variable mode decomposition; bidirectional long short-term memory network; parameter optimization

随着我国经济社会逐步进入高质量发展阶段,电能作为国民经济的基础,各行各业对电力负荷和电能质量提出了更高的要求。精准的短期电力负荷预测能为发电计划、电力调度提供符合实际的负荷预测曲线以及为电力市场中购电交易活动提供决策[1]。短期电力负荷受温度、湿度、降雨量、经济、节假日及新能源发电厂间歇性接入等因素影响,表现出波动性大与噪声强的特征[2],导致短期电力负荷预测精度低与稳定性差。

当前短期电力负荷预测分为统计方法[3]、机器学习法[4]与神经网络方法[5]。统计方法预测包括自回归分析[6]、指数平滑模型[7]、卡尔曼滤波[8]、多元线性回归[9]等,该类方法通过历史数据的时间依赖性和趋势来进行预

收稿日期:2025-01-22;**录用日期**:2025-03-13

基金项目:国网四川省电力公司科技项目(521910230001),中国博士后科学基金资助项目(2021M693930)

作者简介:饶俊星(1990—),男,硕士,工程师,研究方向为电力负荷预测管理、电力设备状态检修。

通信作者:邹 密(1989—),男,博士,副教授,研究方向为电力系统人工智能。

引用本文:饶俊星,李永军,罗飞,等. 优化变分模态分解和 BiLSTM 结合的短期负荷预测[J]. 自动化技术与应用,2026,45(8):21-27. (Rao Junxing, Li Yongjun, Luo Fei, et al. Optimization of short-term load forecasting combined with variable mode de-composition and BiLSTM[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(8): 21-27.)

测,但应用在非线性与波动性大的负荷序列中预测结果误差大。机器学习法包括随机森林[10]、最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)[11]等方法,该类方法存在容易过拟合、稳定性差、不适用于复杂数据的情况。神经网络方法包括循环神经网络(recurrent neural network, RNN)[12]、长短期记忆网络(longshort-termmemory, LSTM)[13]、BiLSTM[14]与门控循环单元(gate recurrent unit, GRU)[15]等,该类单一的神经网络方法在处理长序列和复杂依赖关系时对数据集完整性要求高,预测精度存在一定局限性。因此,许多学者提出了组合的神经网络模型,文献[16]提出卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)与BiLSTM的组合模型进行提取高相关性特征参数实现多维数据下短期电力负荷预测精度的提升。文献[17]采用神经基扩展分析模型对时序特征进行建模,并引入多头注意力机制构建辅助信息编码器以提取辅助特征信息。相比传统的单一预测模型,该方法在预测精度上具有显著优势。文献[18]建立了基于CNN、自注意力编码解码网络、残差优化的组合模型,该模型不受数据类型的限制,采用自注意力机制保留重要特征,引入残差机制进行优化,可有效提高预测精度。文献[19]针对电力负荷数据样本量不足的问题,提出了一种混合模型,将分层迁移学习与多尺度CNN-BILSTM-ATTENTION结构相结合,提高预测准确性。该方法通过集成不同模型的优势,实现更为稳健的预测效果,在一定程度上克服了单一模型的局限性。但由于未能深入挖掘原始负荷数据中的周期性规律与趋势信息,其预测性能的提升仍存在一定局限。

综上所述,本文提出自适应权重粒子群优化变分模态分解模型与BiLSTM相结合的组合模型VMD-AWPSO-BiLSTM,利用AWPSO优化VMD中的模态分解参数K、惩罚因子α及收敛准则容忍度tol,并对原始电力负荷序列进行模态分解,挖掘其中蕴含的周期性特征和趋势特征,最终利用BiLSTM实现短期电力负荷预测。

1 VMD分解性能提升

VMD是一种自适应信号处理方法,能够克服传统经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)[20]模态分量混叠和端点效应的问题[21]。VMD主要包括变分问题的构建与求解两个阶段,其中变分问题的构建公式如下所示:

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

式中,$k(k=1,2,\cdots,K)$为模态分解数,u_k为分解后得到的K个模态分量;w_k为每个模态分量的中心频率;$\delta(t)$为单位脉冲函数;j为虚数单位,f为原始信号。

引入拉格朗日乘子和二次罚因子,将其转变为非约束变分问题,具体公式如下所示:

$$\begin{aligned}&L(\{u_k\},\{w_k\},\lambda)=\\&\alpha\sum_k\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)\times u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}w_k t}\right\|_2^2+\\&\left\|f(t)-\sum_k u_k(t)\right\|_2^2+\left\langle\lambda(t),f(t)-\sum_k u_k(t)\right\rangle\end{aligned} \tag{2}$$

式中,α为惩罚因子,λ为拉格朗日乘子。

各个模态分量、模态中心频率及拉格朗日乘子更新迭代公式如下所示:

$$\hat{u}_k^{n+1}(w)=\frac{f(w)-\sum\limits_{i=1,i<k}^{K}\hat{u}_i^{n+1}(w)-\sum\limits_{i=1,i>k}^{K}\hat{u}_i^{n}(w)+\dfrac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1+2\alpha(w-w_k^n)^2} \tag{3}$$

$$w_k^{n+1}=\frac{\int_0^\infty w\left|\hat{u}_k^{n+1}(w)\right|^2\mathrm{d}w}{\int_0^\infty\left|\hat{u}_k^{n+1}(w)\right|^2\mathrm{d}w} \tag{4}$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(w)=\hat{\lambda}^n(w)+\gamma\left[\hat{f}(w)-\sum_{k=1}^{K}\hat{u}_k^{n+1}(w)\right] \tag{5}$$

式中,γ为噪声。

对各模态分量停止迭代条件公式如下:

$$B=\sum_{k=1}^{K}\frac{\left\|\hat{u}_k^{n+1}-\hat{u}_k^{n}\right\|_2^2}{\left\|\hat{u}_k^{n}\right\|_2^2}<\varepsilon \tag{6}$$

式中,ε为趋于0的非负数。

传统VMD方法在参数设定方面存在较大困难。为此,本文引入AWPSO算法对VMD参数进行优化。AWPSO利用动态惯性权重调整机制,有效提升了全局与局部搜索能力,从而加快了算法的收敛速度并提高了搜索效率[22-23]。在D维空间中有m只鸟组成群体,第i只鸟的位置表示为$\boldsymbol{X}_i=(x_i^1,x_i^2,\cdots,x_i^D)$,每只鸟经过的最好位置为$\boldsymbol{P}_i=(p_i^1,p_i^2,\cdots,p_i^D)$,整个鸟群适应度最小的位置记为$\boldsymbol{P}_g=(p_g^1,p_g^2,\cdots,p_g^D)$,第$i$个鸟的速度为$\boldsymbol{V}_i=(v_i^1,v_i^2,\cdots,v_i^D)$,AWPSO迭代求解公式如下:

$$\begin{aligned}v_i^d(t+1)=&w(t)v_i^d(t)+c_1r_1(p_i^d-x_i^d(t))+\\&c_2r_2(p_g^d-x_i^d(t))\end{aligned} \tag{7}$$

$$w(t)=w_{\max}-\left(\frac{w_{\max}-w_{\min}}{\text{max_iter}}\right)\times t \tag{8}$$

$$x_i^d(t+1)=x_i^d(t)+\varphi v_i^d(t+1) \tag{9}$$

式中,$i(i=1,2,\cdots,m)$表示第i只鸟取值范围;$d(d=1,2,\cdots,D)$表示第d维取值范围;$w(t)$为第t代的动态惯性权重;$w_{\max}$是初始的惯性权重,$w_{\min}$是最终的惯性权重,max_iter是最大迭代次数,t是当前迭代次数;r_1和r_2为[0,1]内的随机数;c_1与c_2为加速系数;φ为惩罚因子。

自适应权重粒子群优化变分模态分解模型(adaptive weighted particle swarm optimization of variational modal

decomposition,VMD-AWPSO)的流程如图 1 所示。具体步骤如下。

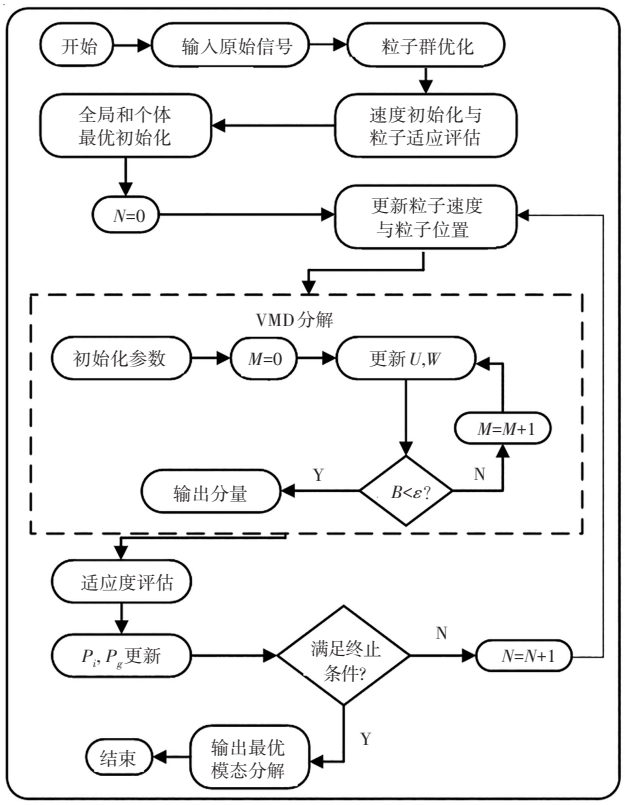


图 1　基于 AWPSO 优化 VMD 的流程图

Fig. 1　Flowchart of AWPSO-optimized VMD

1）进行数据预处理。完成对原始输入数据的查漏补充,输入原始信号。

2）鸟群初始化。随机初始化粒子群,每只鸟代表一个候选解,其位置包括 K、α 和 tol 三个维度。

3）进行每只鸟随机初始化速度,并根据信号重构误差计算每只鸟的适应度。

4）全局和个体最优初始化。将鸟群中的位置设置为初始的鸟最优位置 P_i 和全局最优位置 P_g。

5）利用式(7)与式(9)调整每只鸟的速度与位置。

6）使用当前粒子位置对应的 K、α 和 tol 参数进行 VMD 分解,更新模态分量 $\boldsymbol{U}$ 与模态分量的中心频率 $\boldsymbol{W}$,判断是否达到各模态分量停止迭代条件,若达到则输出分量,否则继续迭代。

7）计算粒子的适应度值,用以评估其当前分解效果。

8）将当前适应度值与该粒子以往的最优值进行比较。若当前值更优,则更新其个体最优位置 $\boldsymbol{P}_i$,若该粒子的适应度优于所有粒子中记录的全局最优值,则同步更新全局最优位置 $\boldsymbol{P}_g$。

9）判断是否达到最大迭代次数或全局最优值的变化低于预设阈值。若未达到则继续更新粒子速度与粒子位置,反之则输出最优的 K、α 和 tol 组合。

10）利用最优参数对原始信号执行最终的 VMD 分解,以提取各个模态分量。

2　VMD-AWPSO-BiLSTM 组合模型

2.1　LSTM 网络

LSTM 通过门控机制对信息流进行有效控制,从而缓解了传统 RNN 中因权重依赖导致的梯度消失或梯度爆炸等问题[24]。如图 2 所示,单个 LSTM 神经元主要由三个核心门控单元组成:输入门、遗忘门和输出门。其中,输入门用于调节当前输入信息的接收程度;遗忘门负责筛选需保留或舍弃的历史信息;输出门则控制网络在当前时刻的输出内容。

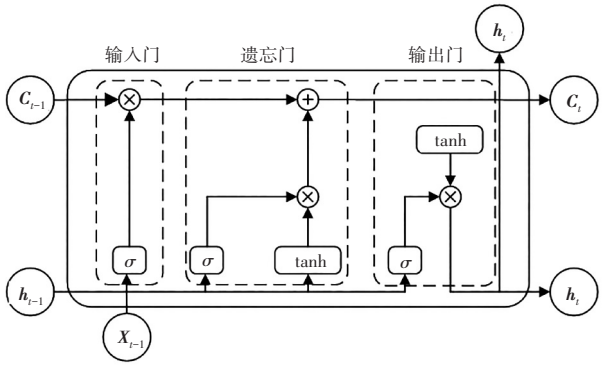


图 2　LSTM 结构图

Fig. 2　Architecture of LSTM

单个 LSTM 神经元状态更新公式如下:

$$\boldsymbol{f}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f\boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{U}_f\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{b}_f) \tag{10}$$

$$\boldsymbol{i}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i\boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{U}_i\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{b}_i) \tag{11}$$

$$\boldsymbol{o}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_o\boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{U}_o\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{b}_o) \tag{12}$$

$$\boldsymbol{C}_t = \boldsymbol{f}_t \odot \boldsymbol{C}_{t-1} + \boldsymbol{i}_t \odot \tanh(\boldsymbol{W}_c\boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{U}_c\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{b}_c) \tag{13}$$

$$\boldsymbol{h}_t = \boldsymbol{o}_t \odot \tanh(\boldsymbol{C}_t) \tag{14}$$

式中,$\boldsymbol{f}_t$ 表示遗忘门,$\boldsymbol{i}_t$ 表示输入门,$\boldsymbol{o}_t$ 表示输出门,$\boldsymbol{C}_t$ 为细胞状态,σ 为 Sigmoid 激活函数,$\boldsymbol{W}_f$,$\boldsymbol{U}_f$,$\boldsymbol{W}_i$,$\boldsymbol{U}_i$,$\boldsymbol{W}_o$,$\boldsymbol{U}_o$,$\boldsymbol{W}_c$,$\boldsymbol{U}_c$ 为权重矩阵,$\boldsymbol{b}_f$,$\boldsymbol{b}_i$,$\boldsymbol{b}_o$,$\boldsymbol{b}_c$ 为偏置项,$\boldsymbol{x}_t$ 和 $\boldsymbol{h}_{t-1}$ 分别表示当前时刻输入值、上一时刻输出值,$\boldsymbol{h}_t$ 为当前时刻的输出,$\odot$ 表示卷积运算。

2.2　BILSTM 网络

单向 LSTM 只考虑前向序列对后向序列的影响,而无法处理后向序列对前向序列的影响,难以有效学习前后序列数据之间的相互关系[25]。因此,如图 3 所示,本文提出采用 BiLSTM 捕捉双向序列特征,并对未来信息进行预测。输入层输入时间序列,LSTM 层对时间序列进行双向处理以获取特征信息,拼接层将获取的特征信息进行无缝融合,连接前后序列的特征信息,输出层处理拼接的特征信息并输出最终预测结果。

2.3　VMD-AWPSO-BILSTM

本文提出的 VMD-AWPSO-BiLSTM 组合预测模型具体结构如图 4 所示,主要分为 VMD-AWPSO 与 BiLSTM 两部分,采用改进后的 VMD-AWPSO 方法对原始电力负荷序列进行最优模态分解,并针对各个特征模态分量分别构建独立的 BiLSTM 模型进行预测。最终,将所有模态分量的预测结果进行加和,得到对原始电力负荷序列的整体预

测值。

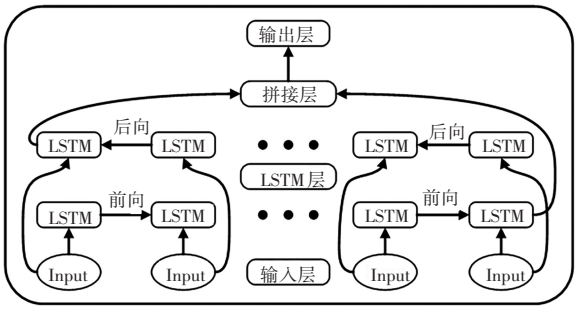


图 3 BiLSTM 结构图

Fig. 3 Architecture of BiLSTM

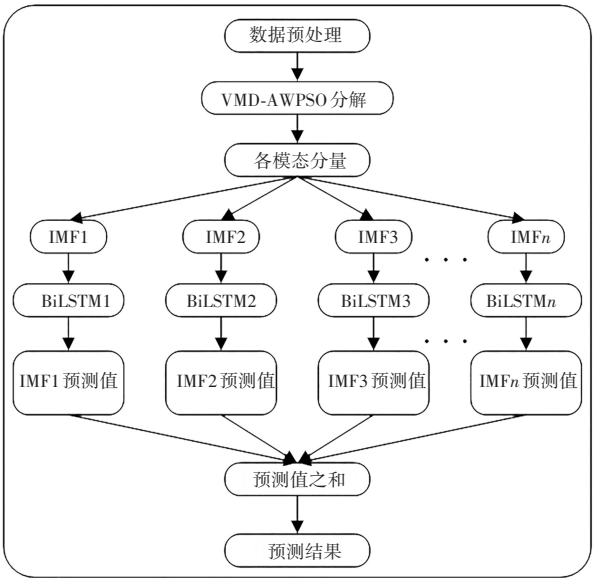


图 4 VMD-AWPSO-BiLSTM 结构图

Fig. 4 Architecture of VMD-AWPSO-BiLSTM

3 实验

3.1 VMD-AWPSO 模态分解

采用来自比利时的用电数据集进行训练测试,数据包含 2015-01-01 到 2023-12-31,数据采集间隔为每隔 15 min 记录一次,单位为 kW,由于原始电力负荷序列表现出明显的周期性,故选取一周共计 672 个时间点的原始电力负荷序列进行改进后的 VMD-AWPSO 模态分解测试。

图 5 为 VMD-AWPSO 模态分解测试图, IMF1 模态分量中的负荷数值较大,IMF2 模态分量呈现平缓的波动,与原始电力负荷序列的走向趋势高度吻合,准确体现用户的用电特征和规律。而 IMF3 至 IMF5 模态分量具有较高的频率,表现出强烈的随机性和波动性。VMD-AWPSO 分解原始负荷有效降低负荷的波动性,增强负荷特征,挖掘其周期性特征与趋势特征。

3.2 评价指标

为了直观地评价模型的准确性和适用性,本文选取决定系数 R^2(*R*-squared)、均方根误差(root mean square error,RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error,MAE)和平均百分比误差(mean absolute percentage error,MAPE)来评判模型的预测能力。

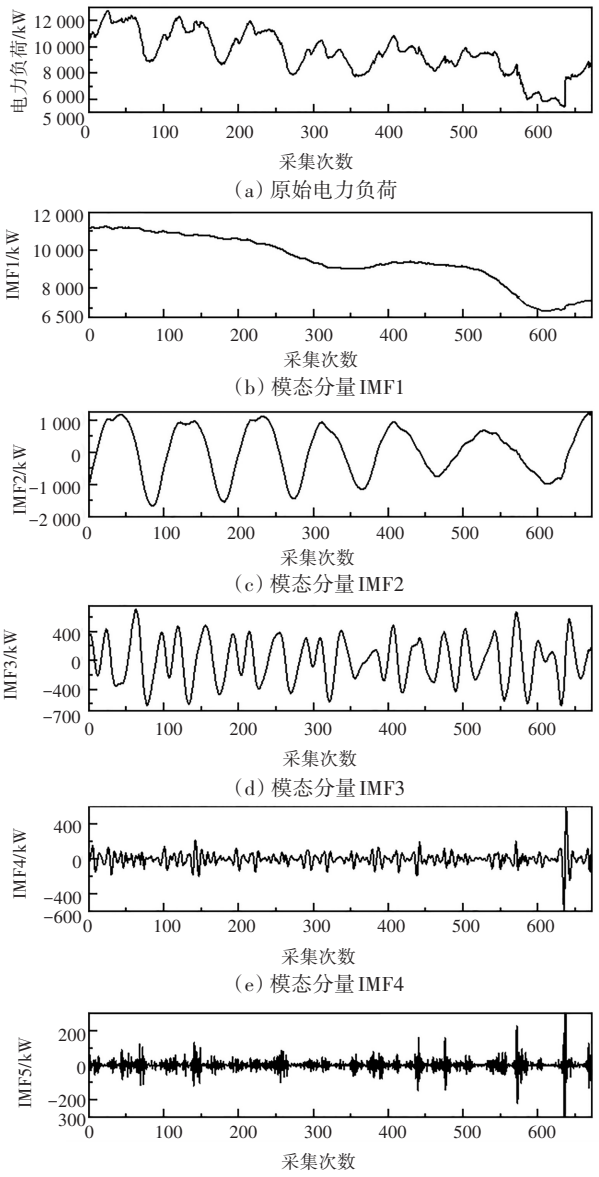


图 5 VMD-AWPSO 模态分解测试图

Fig. 5 VMD-AWPSO mode decomposition test

R^2 表示因变量的全部变异能通过回归关系被变量解释的比例,R^2 的取值范围从 0 到 1,具体计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\hat{Y}}{\bar{Y}} \tag{15}$$

$$\hat{Y} = \sum_{i=1}^{N} (\hat{y}_i - y_i)^2 \tag{16}$$

$$\bar{Y} = \sum_{i=1}^{N} (\bar{y} - y_i)^2 \tag{17}$$

式中,y_i 为实际用电量值,$\hat{y}_i$ 为模型用电量预测值,$\bar{y}$ 为测试样本均值,N 为数据个数,$\hat{Y}$ 为模型预测产生的误差,$\bar{Y}$ 为均值产生的误差。

RMSE 用于通过比较模型预测结果与实际观测数据之间的差异,来评估模型对数据的拟合能力,具体计算公式如下:

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i-y_i)^2} \tag{18}$$

MAE 是各个预测值和实际值误差的绝对值的期望,具体计算公式如下:

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|\hat{y}_i-y_i| \tag{19}$$

MAPE 用于评估预测模型准确度的指标,具体计算公式如下:

$$\mathrm{MAPE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{\hat{y}_i-y_i}{y_i}\right| \tag{20}$$

3.3 实验测试

从数据集中提取 2015 年中连续 7 d 电力数据作为一周测试集,提取 2023 年中一天电力数据作为一天测试集,各模型中训练次数 epochs 为 100、单次传递样本数 batch_size 为 128、采用相同的优化器 Adam、学习率为 0.001。

3.3.1 消融实验

采用数据集中 2015 年的数据作为消融实验的训练集与测试集,并对 BiLSTM、AWPSO-BiLSTM、VMD-BiLSTM 及 VMD-AWPSO-BiLSTM 进行一天测试的消融实验。

图 6 为消融实验测试曲线图,其中 BiLSTM 与 AWPSO-BiLSTM 预测曲线存在偏离真实值较大的情况,VMD-BiLSTM 模型预测结果较好,但 VMD-AWPSO-BiLSTM 的预测精度最高。消融实验结果如表 1 所示,AWPSO-BiLSTM 较 BiLSTM 的各项指标提升有限,而 VMD-BiLSTM 较 BiLSTM 在各项指标均有较大幅度的提升,其中 RMSE 提升了 62.41%,MAE 提升了 61.45%,MAPE 提升了 61.82%,R^2 提高了 0.01。VMD-AWPSO-BiLSTM 与 VMD-BiLSTM 相比各项指标进一步有提升,RMSE 提升了 31.34%,MAE 提升了 28.62%,MAPE 提升了 28.46%,R^2 提高了 0.001。分析可得,VMD 分解可以有效降低负荷预测难度,大幅度提升预测精度,利用 AWPSO 优化 VMD 中 K、α 及 tol 等参数可以减少 VMD 分解的损失,进一步增强模型预测能力。

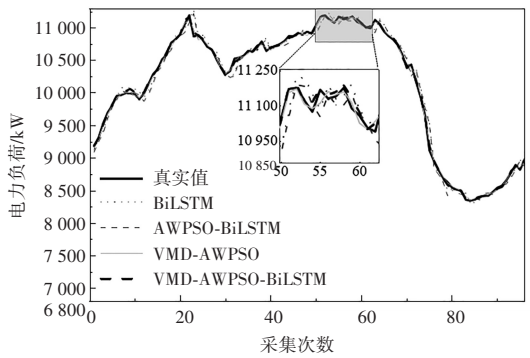


图 6 消融实验测试曲线图

Fig. 6 Test curves of ablation experiments

表 1 消融实验结果

Tab. 1 Ablation study results

模型	RMSE	MAE	MAPE	R^2
BiLSTM	101.328	74.137	0.736	0.988
AWPSO-BiLSTM	100.045	73.317	0.728	0.988
VMD-BiLSTM	38.080	28.573	0.281	0.998
VMD-AWPSO-BiLSTM	26.145	20.393	0.201	0.999

3.3.2 一周测试

将本文所提方法与传统的 LSSVM、LSTM、GRU、BiLSTM 等方法对比分析,滑动窗口步长是各模型中的关键参数,将会影响特征学习程度,不同滑动窗口步长下各模型预测结果如表 2 所示,可以看出本文所提方法在一周测试的各项评价指标均优于其他模型。与其他模型最优值相比,RMSE 提升了 73.67%,MAE 提升了 71.78%,MAPE 提升了 71.94%,R^2 提升了 0.011。

表 2 各模型不同窗口在一周测试的结果

Tab. 2 One-week performance of different models across various window sizes

模型	窗口 T	RMSE	MAE	MAPE	R^2
LSSVM	4	158.623	128.125	1.338	0.976
	8	188.131	160.304	1.668	0.967
	16	237.581	201.319	2.130	0.947
LSTM	4	113.697	83.38	0.861	0.988
	8	118.045	89.146	0.913	0.987
	16	119.056	90.675	0.934	0.986
GRU	4	113.289	82.899	0.855	0.988
	8	112.946	83.400	0.859	0.988
	16	110.236	80.745	0.834	0.988
BiLSTM	4	109.728	80.045	0.827	0.988
	8	121.517	93.531	0.963	0.986
	16	125.820	97.514	0.998	0.985
VMD-AWPSO-BiLSTM	4	48.676	33.859	0.330	0.998
	8	45.134	38.248	0.316	0.997
	16	28.886	22.584	0.232	0.999

图 8 为各模型一周测试误差曲线,分析发现,LSSVM、GRU 与 BiLSTM 误差曲线波动较大,具有较强的随机性,表明它们的稳定性不足。LSTM 与 VMD-AWPSO-BiLSTM 的误差曲线均能稳定波动,但 VMD-AWPSO-BiLSTM 的误差曲线更靠近 0 值。综上 VMD-AWPSO-BiLSTM 拥有更好的预测精度和稳定性。

图 9 为各模型一周负荷预测误差箱线图,可以发现 LSSVM、LSTM、GRU 与 BiLSTM 的箱体高度相近,表明其误差值分布的离散度相近,而 VMD-AWPSO-BiLSTM 的箱体高度显著低于其他模型,表明其误差值分布的离散度最小,这说明模型稳定性最好。中位线越接近 0 值,表示预测精度越高,VMD-AWPSO-BiLSTM 模型的中位线几乎与 0 值线重合,说明其误差值接近 0,进一步证明了其高精度

的预测能力。

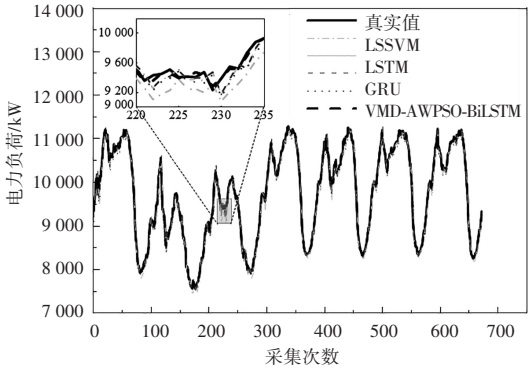


图 7　各模型最优窗口一周测试结果图

Fig. 7　One-week test results of various models under optimal window sizes

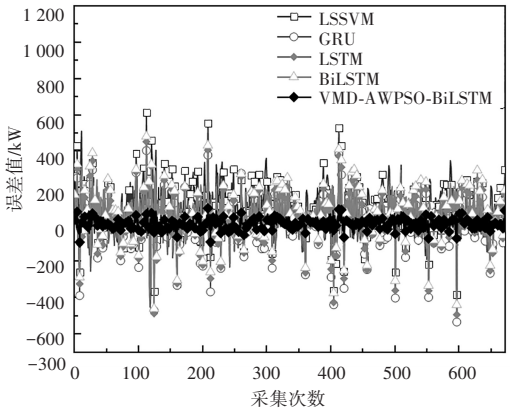


图 8　各模型一周测试误差曲线

Fig. 8　One-week test error curves of various models

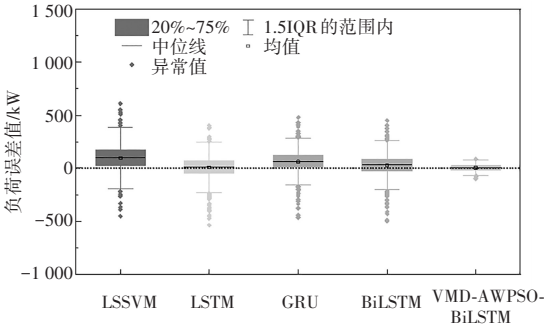


图 9　各模型一周负荷预测误差箱线

Fig. 9　One-week load forecasting error boxplots of various models

3.3.3　一天测试

表 3 为各模型不同窗口在一天测试的结果,可以看出本文所提方法在一天测试的各项评价指标均优于其他模型,与其他模型最优值对比,RMSE 提升了 89.23%,MAE 提升了 83.93%,MAPE 提升了 84.15%, R^2 提升了0.066。

图 10 为各模型最优窗口一天测试结果,可以看到 LSSVM 的预测值大部分偏离真实值较远,而其他模型的预测曲线与真实值曲线较为贴合。其中 VMD-AWPSO-BiLSTM 的预测曲线最贴合真实值曲线,表明其拥有更好的预测精度。

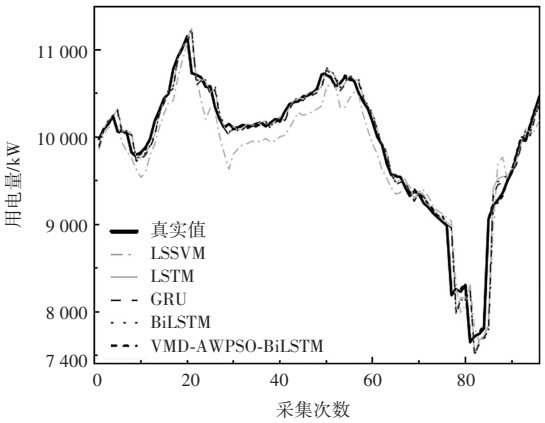


图 10　各模型最优窗口一天测试结果

Fig. 10　One-day test results of various models under optimal window sizes

表 3　各模型不同窗口在一天测试的结果

Tab. 3　One-day test results of various models under different window sizes

模型	窗口 T	RMSE	MAE	MAPE	R^2
LSSVM	4	262.463	202.969	2.079	0.880
	8	267.598	199.687	2.051	0.875
	16	292.637	224.503	2.302	0.851
LSTM	4	195.967	104.259	1.119	0.933
	8	195.496	103.723	1.105	0.933
	16	193.622	100.057	1.069	0.934
GRU	4	195.465	104.403	1.121	0.933
	8	195.460	101.197	1.082	0.933
	16	193.773	100.212	1.069	0.934
BiLSTM	4	196.071	104.484	1.121	0.933
	8	196.063	102.604	1.096	0.933
	16	195.033	99.120	1.060	0.933
VMD-AWPSO-BiLSTM	4	40.569	28.846	0.290	0.989
	8	36.681	23.766	0.252	0.995
	16	20.863	15.920	0.168	0.999

图 11 为各模型一天测试误差曲线, LSSVM 误差曲线几乎完全偏离 0 值,VMD-AWPSO-BiLSTM 的误差曲线与 LSTM、GRU、BiLSTM 的误差曲线相比各个点均更加靠近 0 值,表明 VMD-AWPSO-BiLSTM 拥有更好的预测精度与稳定性。

图 12 为各模型一天负荷预测误差箱线图,可以看到,LSSVM 箱体最高、其次为 LSTM、GRU、BiLSTM,箱体最矮的为 VMD-AWPSO-BiLSTM,表明 VMD-AWPSO-BiLSTM 误差值分布离散度最小,模型最稳定。同时发现 LSTM、BiLSTM 与 VMD-AWPSO-BiLSTM 的中位线几乎与 0 值线相重合,表明以上 3 个模型较其他两个模型的预测精度更高。因此,VMD-AWPSO-BiLSTM 具有稳定性高,预测精度高的特点。

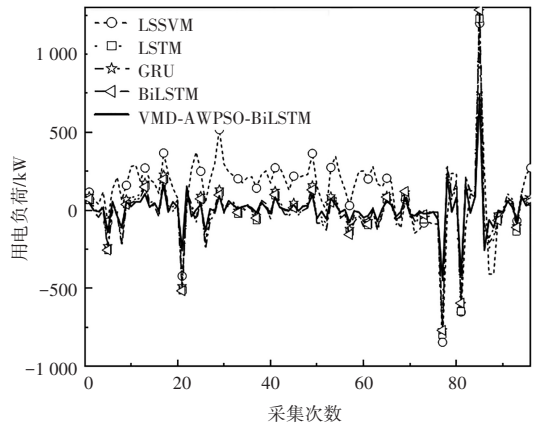


图 11　各模型一天测试误差曲线

Fig. 11　One-day test error curves of various models

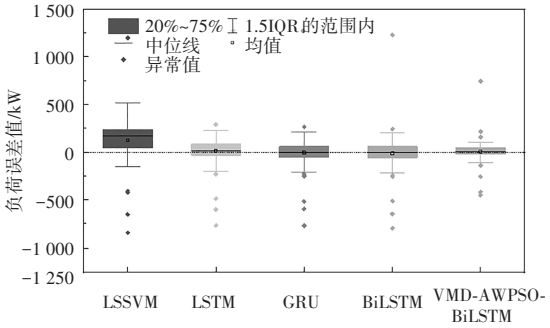


图 12　各模型一天负荷预测误差箱线

Fig. 12　One-day load forecasting error boxplots of various models

4　结论

本文提出基于 VMD-AWPSO-BiLSTM 的短期电力负荷预测模型。该模型针对原始电力负荷序列进行模态分解,挖掘其蕴含的周期性特征与趋势特征,采用 AWPSO 算法对 VMD 中模态分解数 K、惩罚因子 α 与收敛准则容忍度 tol 进行寻优,结合 BiLSTM 分别对每个模态分量进行预测,最后将各模态分量之和作为预测结果。在实验案例中,本文所提方法在一周负荷预测中 RMSE 提升了 73.67%,在一天负荷预测中 RMSE 提升了 89.23%,表明 VMD-AWPSO-BiLSTM 能够大幅度提高短期电力负荷预测精度。从一天与一周负荷测试的误差曲线中发现 VMD-AWPSO-BiLSTM 模型误差值小且波动稳定,表明该模型具有更好的稳定性与预测精度。从一天与一周测试的负荷预测误差箱线图中发现 VMD-AWPSO-BiLSTM 模型的箱体最矮且中位线最靠近 0 值线,表明该模型稳定性最好。综上,通过 VMD-AWPSO 分解负荷序列,能够有效降低负荷中的波动性,使负荷特征更加规律化,采用集成 BiLSTM 模型针对性地预测各模态分量,能够降低噪声对短期负荷预测的影响,提高模型的稳定性及预测精度。

参考文献

[1]杨军亭,张自强,王栋,等. 基于配电网全域大数据的负荷智能预测模型[J]. 自动化技术与应用,2024,43(7):54-57,116.
[2]解海翔,陈芳芳,刘易,等. 基于 GRA-IBAS-BP 网络的短期配电网负荷预测[J]. 自动化技术与应用,2021,40(11):131-135.
[3]梁露,张智晟. 基于多尺度特征增强 DHTCN 的电力系统短期负荷预测研究[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(10):172-179.
[4]程志友,汪德胜. 基于机器学习与疫情关联特征的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(23):1-8.
[5]赵洋,王瀚墨,康丽,等. 基于时间卷积网络的短期电力负荷预测[J]. 电工技术学报,2022,37(5):1242-1251.
[6]Li Y,Han D,Yan Z. Long-term system load forecasting based on data-driven linear clustering method[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy,2018,6(2):306-316.
[7]冯波,张瑞,孙冲,等. 基于序列理论的电网用户用电负荷自动预测研究[J]. 自动化技术与应用,2023,42(2):17-20.
[8]Shalini S,Angshul M,Victor E,et al. Blind kalman filtering for short-term load forecasting[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2020,35(6):4916-4919.
[9]Warut P,Thanyaporn H,Jirachai B. Forecasting daily electricity consumption in thailand using regress-ion,artificial neural network,support vector machine,and hybridmodels[J]. Energies,2022,15(9):3105.
[10]Sanlei D,Long P,Jingming Z,et al. A quantile regression random forest-based short-term load probabilistic forecasting method[J]. Energies,2022,15(2):663-663.
[11]王栋,张自强,高建勇,等. 基于支持向量机的配电网全域大数据自动化预测模型设计[J]. 自动化技术与应用,2021,40(5):114-118.
[12]Ashraful H,Saifur R. Short-term electrical load forecasting through heuristic configuration of regularized deep neural network[J]. Applied Soft Computing Journal,2022,122:108877.
[13]周建,石浩,秦铭泽,等. 基于边缘智能技术的台区线损异常自动检测研究[J]. 自动化技术与应用,2024,43(8):46-49,59.
[14]孙辉,杨帆,高正男,等. 考虑特征重要性值波动的 MI-BILSTM 短期负荷预测[J]. 电力系统自动化,2022,46(8):95-103.
[15]邹智,吴铁洲,张晓星,等. 基于贝叶斯优化 CNN-BiGRU 混合神经网络的短期负荷预测[J]. 高电压技术,2022,48(10):3935-3945.
[16]朱凌建,荀子涵,王裕鑫,等. 基于 CNN-BiLSTM 的短期电力负荷预测[J]. 电网技术,2021,45(11):4532-4539.
[17]范茜茜,王国强,罗贺,等. 基于 N-BEATS 与辅助编码器的短期电力负荷预测[J]. 电网技术,2024,48(4):1612-1621.
[18]崔杨,朱晗,王议坚,等. 基于 CNN-SAEDN-Res 的短期电力负荷预测方法[J]. 电力自动化设备,2024,44(4):164-170.
[19]欧阳福莲,王俊,周杭霞. 基于改进迁移学习和多尺度 CNN-BiLSTM-Attention 的短期电力负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(2):132-140.
[20]杨维熙,刘勇,舒勤. 基于补充集合经验模态分解的短期负荷预测模型[J]. 电网技术,2022,46(9):3615-3623.
[21]王凌云,周翔,田恬,等. 基于多维气象信息时空融合和 MPA-VMD 的短期电力负荷组合预测模型[J]. 电力自动化设备,2024,44(2):190-197.
[22]王煜尘,窦银科,孟润泉. 基于模糊 C 均值聚类-变分模态分解和群智能优化的多核神经网络短期负荷预测模型[J]. 高电压技术,2022,48(4):1308-1319.
[23]王延峰,曹育晗,孙军伟. 基于多策略改进金豺算法优化 LSTM 的短期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(14):95-102.
[24]李甲祎,赵兵,刘宣,等. 基于 DWT-Informer 的台区短期负荷预测[J]. 电测与仪表,2024,61(3):160-166,191.
[25]任建吉,位慧慧,邹卓霖,等. 基于 CNN-BiLSTM-Attention 的超短期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(8):108-116.