基于VMD-BiLSTM组合模型的矿井涌水量时间序列预测方法研究*

王飞[1]，荣统瑞[2,3]，侯恩科[2,3]，樊志刚[1]，谭二民[1]

（1.陕西彬长文家坡矿业有限公司， 陕西 咸阳市 713500；
2.西安科技大学 地质与环境学院， 陕西 西安 710054；
3.陕西省煤炭绿色开发地质保障重点实验室， 陕西 西安 710054）

摘要：矿井涌水量的精准预测对确保煤矿安全生产和保护地下水环境具有重要作用。为提高矿井涌水量时间序列预测精度，构建了一种基于变分模态分解（VMD）与引入贝叶斯算法优化双向长短期记忆网络（BiLSTM）的矿井涌水量组合预测模型。首先，利用VMD将矿井涌水量时序数据分解为多个子序列，然后将分解所得各子序列分别输入到BiLSTM模型中，引入贝叶斯算法优化各模型的超参数，最后，将各子序列的预测结果进行叠加求和得到最终预测值，并与其他模型的预测结果进行对比分析。结果表明，本模型在单步预测中优势较为明显，在多步预测中的表现也相当不俗，预测精度可以达到生产需求，验证了该模型在矿井涌水量时序预测方面的有效性和适用性。

关键词：变分模态分解；双向长短期记忆网络；贝叶斯算法；矿井涌水量预测；时间序列

中图分类号：TD742^{+}.1　　**文献标识码**：A

文章编号：1005-2763(2024)03-0143-09

0 引言

矿井涌水量是指在矿山建设和生产过程中单位时间内涌入井巷系统的总水量。矿井涌水量与煤矿采掘计划及井下排水设计密不可分，直接影响煤矿的安全高效开采，因此，对矿井涌水量进行精准预测，并采取相应的防范措施，对确保煤矿安全生产和保护地下水环境具有重要作用[1-3]。

目前，矿井涌水量的预测方法以比拟法、数值法、解析法为主[4-5]。然而，矿井涌水量受矿区降雨量、煤矿采掘情况、地层岩性特征、地质构造特征及水文地质特征等诸多因素影响，且由于上述影响因素较难量化，所构建的矿井涌水量多因素预测模型与实际涌水量之间仍有一定差距[6]。鉴于此，相关学者对矿井涌水量时序预测展开了分析和研究。邓高等[7]利用C-C算法确定嵌入维数和延迟时间，通过相空间重构来判断时间序列的混沌特性，并采用遗传算法对混沌神经网络进行参数优化，构建了相空间重构和混沌遗传神经网络融合的矿井涌水量预测模型，该方法能够反映短期内矿井涌水量的变化趋势，与单一混沌BP神经网络预测模型，预测精度有所提高。黄欢等[8]针对矿井涌水量时间序列的分形与灰色特征，采用重标极差分析法（R/S分析法）确定其Hurst指数和平均循环周期，并在一个周期内建立了维灰数递补动态GM(1,1)预测模型，提高了模型预测精度。苗霖田等[9]采用自激励门限自回归模型建立了矿井涌水量的非线性即时预报模型，并通过应用水文地质比拟法，实现了矿井涌水量短期内的即时性预测和长时间段的总体性预测。王猛等[10]采用季节差分法对矿井涌水量的时序数据进行平稳化处理，并以此构建了乘积季节预测模型。乔美英等[11]通过微熵率法得到矿井涌水量时序数据的最佳嵌入维数和延迟时间，并进行相空间重构，从而构建了GA-SVM短期预测模型，提高了预测的准确率。齐晓峰等[12]利用经验模态分解（EMD）方法对矿井涌水量历史监测数据进行分解得到几个分量，并针对非平稳分量进行差分化处理使其趋于平稳，针对各分量分别建立ARMA预测模型，并进

* **收稿日期**：2023-05-05

基金项目：国家自然科学基金资助项目（42177174）；陕西省中央引导地方科技发展专项资金计划项目（2020ZY-JC-03）.

作者简介：王飞（1981—），男，江苏徐州人，硕士，高级工程师，主要从事矿井地质、矿井水害防治方面的生产与科研工作，E-mail：1483611@qq.com。

通信作者：荣统瑞（1998—），男，青海海东人，硕士研究生，主要研究方向为煤田地质与矿井地质、矿井水害防治，E-mail：2334889161@qq.com。

行预测,使得最终组合结果与原数据相差不大。李占利等[13]提出了基于互补集合经验模态分解(CEEMD)与门控循环单元(GRU)相结合的矿井涌水量预测模型(CEEMD-GRU),通过 CEEMD 将涌水量数据分解为多个 IMF 分量和一个 RES 余量,针对各分量分别建立 GRU 神经网络预测模型,并对各模型进行训练和预测,将预测结果融合得到最终涌水量预测值,该研究为进一步提高矿井涌水量预测精度提供了思路。

受诸多学者对时间序列预测研究[14-16]的启发,本文利用变分模态分解(VMD)算法处理非线性、非平稳序列的优势,与同在时间序列方面具有良好预测性能的 BiLSTM 算法相结合,针对 BiLSTM 模型的超参数难以确定且耗时长的问题,引入贝叶斯算法优化模型各超参数,充分发挥模型的预测性能,从而建立基于变分模态分解算法和贝叶斯优化 BiLSTM 相结合的矿井涌水量时间序列预测模型(VMD-BiLSTM)。本文以文家坡煤矿矿井涌水量监测数据为例进行建模和预测分析,并选取 5 组机器学习算法作为对照模型,通过对各模型预测结果和精度进行分析,验证模型的有效性和适用性。

1 模型原理

1.1 变分模态分解

变分模态分解(VMD)是基于经验模态分解提出的一种信号分解算法[17],可以将复杂时间序列数据分解为几个较为简单的模态分量,能够有效降低矿井涌水量时序数据的非平稳性。具体步骤如下。

(1) 根据预先设定的分解所得模态数 k,对采样个数为 t 的原始信号序列 $f(t)$进行分解,对所得的具有中心频率有限带宽的各分量用希尔伯特变换解析后,将信号平移到基带并混合中心频率估计信号带宽,使得各分量的估计带宽最小,且各分量之和与原始信号相同。变分模型函数如下:

$$\min\{u_k\}\{\omega_k\}\cdot\left\{\sum_k \| \partial_t[(\delta(t)+\varphi\pi^{-1}t^{-1})\cdot u_k(t)]\mathrm{e}^{-\varphi\omega_k t} \|_2^2\right\}\cdot \sum_k u_k = f(t) \tag{1}$$

式中,$\{u_k\}$ 和$\{\omega_k\}$ 分别为分解后第 k 个模态分量和中心频率的集合;$\delta(t)$ 为脉冲函数;φ 为虚数单位;$u_k(t)$ 为模态函数;k 为分解所得模态数;t 为采样点数。

(2) 将拉格朗日乘法算子 λ 和二次惩罚因子 α 引入式(1),使其转化为增广拉格朗日函数,表示如下:

$$L(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda)=\alpha\sum_k \| \partial_t[(\delta(t)+\varphi\pi^{-1}t^{-1})u_k(t)]\mathrm{e}^{-\varphi\omega_k t} \|_2^2+\| f(t)-\sum_k u_k(t) \|_2^2+\langle\lambda(t),f(t)-\sum_k u_k(t)\rangle \tag{2}$$

(3) 本征模态分量和中心频率的迭代更新公式如下:

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

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

式中,$\hat{f}(\omega)$、$\hat{u}_k(\omega)$、$\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为 $f(t)$、$u_k(t)$、$\lambda(t)$ 的傅里叶变换。

通过以上步骤,完成原始信号的变分模态分解,其中分解所得模态数 k 对模型的预测精度有较大影响,若 k 值过大会导致数据被过度分解,造成模态混叠问题,而 k 值过小则会导致 VMD 欠分解,使子序列无法完全表征原始数据的特征。

1.2 贝叶斯优化算法

贝叶斯优化算法因具有收敛速度快、性能好、可扩展性强等优点,被广泛应用于超参数的自动寻优,其基本原理为贝叶斯定理估计目标函数的后验分布,见式(5),根据目标函数历史评估结果建立代理模型,寻觅最小目标值的超参数组合。

$$p(l\mid D)=\frac{P(D\mid l)p(l)}{p(D)} \tag{5}$$

式中,l 为目标函数;D 为已观测参数和观测值的集合($D=\{(x_1,z_1),(x_2,z_2),\cdots,(x_t,z_t)\}$,$x_t$ 为观测参数,z_t 为观测值,$z_t=l(x_t)+\gamma_t$;$p(l\mid D)$ 为 l 的后验概率;$p(l)$ 为 l 的先验概率;$P(D\mid l)$ 为 l 的似然分布;$p(D)$ 为 l 的边际似然分布。

贝叶斯优化算法有两个核心部分:概率模型和采集函数。文中概率模型采用高斯过程(GP)回归,采集函数选择预期改进(EI)函数。贝叶斯优化过程如图 1 所示。

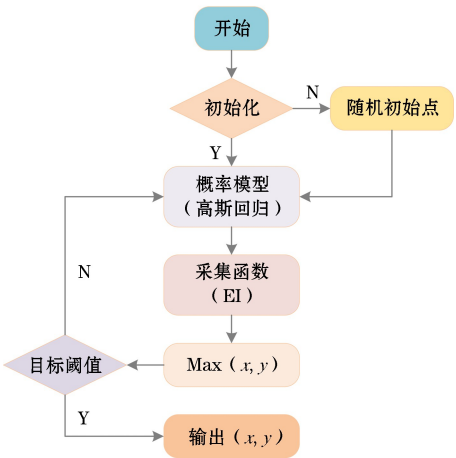


图 1　贝叶斯优化过程

1.2.1　概率模型

高斯过程（GP）是指随机变量的一个集合，是贝叶斯优化算法中应用最普遍的概率模型[18]。高斯过程的核心由均值函数 $\upsilon(x)$ 半正定协方差函数 $g(x,x)$ 共同组成，公式如下：

$$l(x)\sim GP(\upsilon(x),g(x,x)) \tag{6}$$

式中，$\upsilon(x)=E(l(x))$，$E(l(x))$ 为 $l(x)$ 的数学期望，一般均值函数 $\upsilon(x)$ 为 0；$l(x)$ 为平均绝对误差；$g(x,x)$ 为 x 的协方差函数。

假设从模型获取的历史信息为 $D_{1:t}=\{x_{1:t},l_{1:t}\}$，其中 $l_t=l(x_t)$，搜寻的下一个值为 x_{t+1}，协方差矩阵 $\boldsymbol{G}$ 如式(7) 所示：

$$\boldsymbol{G}=\begin{pmatrix} g(x_1,x_1) & \cdots & g(x_1,x_t) \\ \vdots & & \vdots \\ g(x_t,x_1) & \cdots & g(x_t,x_t) \end{pmatrix} \tag{7}$$

根据高斯过程的性质，l_t 和 l_{t+1} 都服从联合高斯分布，假设其均值为 0，则联合高斯分布如式(8) 所示：

$$\begin{bmatrix} l_{1:t} \\ l_{t+1} \end{bmatrix}\sim N\left(0,\begin{bmatrix} g & g \\ g^{\mathrm{T}} & g(x_{t+1},x_{t+1}) \end{bmatrix}\right) \tag{8}$$

式中，g 可表示为：

$$g=[g(x_{t+1},x_1)g(x_{t+1},x_2)\cdots g(x_{t+1},x_t)] \tag{9}$$

通过求其边缘密度函数，可以得到 l_{t+1} 的后验概率：

$$P(l_{t+1}\mid D_{1:t},x_{t+1})=N(\upsilon_t(x_{t+1}),\eta_t^2(x_{t+1})) \tag{10}$$

式中，数学期望 $\upsilon_t(x_{t+1})$ 和方差 $\eta_t^2(x_{t+1})$ 的计算公式分别为：

$$\upsilon_t(x_{t+1})=g^{\mathrm{T}}G^{-1}l_{1:t} \tag{11}$$

$$\eta_t^2(x_{t+1})=g(x_{t+1},x_{t+1})-g^{\mathrm{T}}G^{-1}g \tag{12}$$

1.2.2　采集函数

采集函数（EI）依据后验概率的不断更新，以搜寻能够最大改善期望的下一个样本采集点 x_{t+1}，当标准差 $\eta(x)=0$ 时，采集函数 $EI(x)=0$；当标准差 $\eta(x)>0$ 时，其采集函数计算公式表示为：

$$EI(x)=(\upsilon(x)-l(x^+)-\xi)\Phi(Z)+\eta(x)\varphi(Z) \tag{13}$$

式中，$l(x^+)$ 为 $l(x)$ 的右极限；ξ 为权衡标量，$\xi>0$；$\Phi(Z)$ 为概率密度函数；$\varphi(Z)$ 为标准正态函数，其中 Z 可表示为：

$$Z=\frac{\upsilon(x)-l(x^+)-\xi}{\eta(x)} \tag{14}$$

1.3　双向长短期记忆网络(BiLSTM)

长短期记忆网络(LSTM)考虑了输入和输出之间的时间关系，在矿井涌水量预测中得到了一定应用[19]，LSTM 单元分别由输入门、遗忘门和输出门组成，具体由式(15)、式(16)和式(17)给出：

$$i_t=\sigma(\boldsymbol{W}_i\cdot[h_{t-1},x_t]+b_i) \tag{15}$$

$$s_t=\sigma(\boldsymbol{W}_s\cdot[h_{t-1},x_t]+b_s) \tag{16}$$

$$o_t=\sigma(\boldsymbol{W}_O\cdot[h_{t-1},x_t]+b_o) \tag{17}$$

式中，i_t、s_t 和 o_t 分别为输入门、遗忘门和输出门的阈值；σ 为 sigmoid 函数；$\boldsymbol{W}_i$、$\boldsymbol{W}_s$、$\boldsymbol{W}_O$ 分别为输入门、遗忘门、输出门的权重矩阵；h_t 和 x_t 分别为输出和输入序列；b_i、b_s、b_o 为常数；

LSTM 在采样点数 t 时，由 $\widetilde{C}_t$ 和 C_{t-1} 共同决定过渡状态 C_t，由此得到 t 的预测值 h_t，具体由式(18)、式(19) 和式(20) 给出：

$$\widetilde{C}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_c\cdot[h_{t-1},x_t]+b_c) \tag{18}$$

$$C_t=s_t\otimes C_{t-1}+\widetilde{C}_t\otimes i_t \tag{19}$$

$$h_t=o_t\otimes\tanh(C_t) \tag{20}$$

式中，tanh 为双曲正切函数；$\boldsymbol{W}_c$ 为过渡状态的权重矩阵；b_c 为常数；$\otimes$ 为矩阵乘积运算符。

BiLSTM 模型输出为形如 $[\overrightarrow{h}_t,\overleftarrow{h}_t]$ 的数组，需通过式(21) 进行合成得到最终矿井涌水量预测值 y_t。

$$y_t=\varphi(\overrightarrow{h}_t,\overleftarrow{h}_t) \tag{21}$$

式中，φ 为合成函数，可为 sigmoid、relu、tanh 等函数。

双向长短期记忆网络(BiLSTM)由前向 LSTM 和后向 LSTM 共同组成，前向 LSTM 处理时间序列的历史信息，后向 LSTM 处理时间序列的未来信

息,可对时序数据的正向和逆向信息进行同时处理,因此能够更加深入地挖掘矿井涌水量数据中所包含的时序信息[20],选取其作为模型的核心算法,具体结构如图 2 所示。

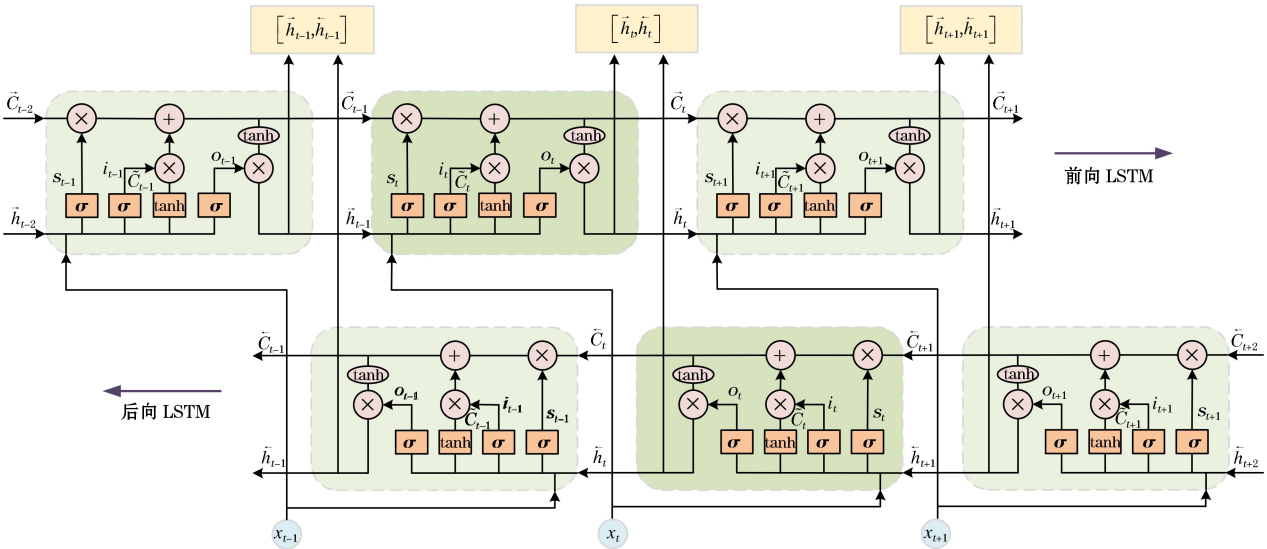


图 2 BiLSTM 神经网络结构

1.4 误差评估

本文采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)对模型预测精度进行评估,各指标计算公式如下。

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(\hat{y}_{\text{test},i}-y_{\text{test},i})^2} \tag{22}$$

$$MAE=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|\hat{y}_{\text{test},i}-y_{\text{test},i}| \tag{23}$$

$$MAPE=\frac{100\%}{m}\sum_{i=1}^{m}\frac{|\hat{y}_{\text{test},i}-y_{\text{test},i}|}{y_{\text{test},i}} \tag{24}$$

式中,m 为测试集样本数;$\hat{y}_{\text{test},i}$ 为测试集预测矿井涌水量,m^3/h;$y_{\text{test},i}$ 为测试集实测矿井涌水量,m^3/h。

2 矿井涌水量预测模型构建

2.1 VMD-BiLSTM 模型

本文结合变分模态分解(VMD)、贝叶斯算法和双向长短期记忆神经网络(BiLSTM)3 种时序数据处理方法,构建了基于 VMD-BiLSTM 的矿井涌水量组合预测模型。模型结构流程如图 3 所示,具体步骤如下。

(1) 通过中心频率法确定 VMD 分解数量 k,将矿井涌水量时序数据经 VMD 分解为 k 个子序列,包括 IMF 模态分量和 RES 残余分量。

(2) 针对 VMD 分解后得到的所有子序列分别建立贝叶斯优化的 BiLSTM 模型,并进行训练和预测。

(3) 将步骤(2)中所得各子序列预测值进行叠加求和,得到最终涌水量预测结果。

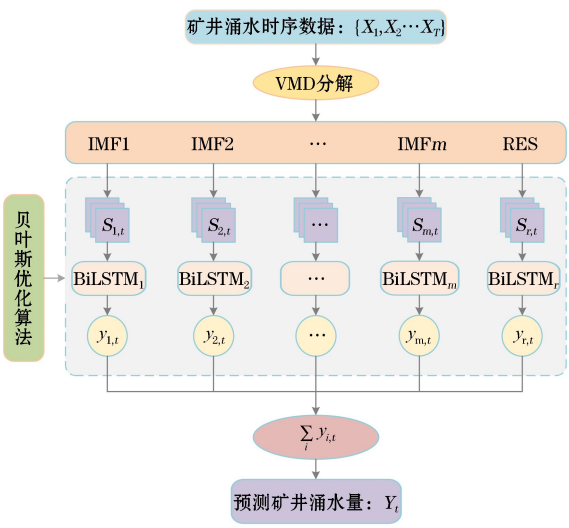


图 3 VMD-BiLSTM 模型结构

为验证本文模型预测性能,分别建立以下 5 种对照模型进行对比分析。

对照模型 1(CEEMD-BiLSTM):通过 CEEMD 分解矿井涌水量时序数据,对所得各分量分别建立贝叶斯优化的 BiLSTM 模型,然后将各子模型预测值叠加求和,得到最终预测结果。

对照模型 2(EMD-BiLSTM):通过 EMD 分解矿井涌水量时序数据,针对所得各分量分别建立贝叶斯优化的 BiLSTM 模型,然后将各子模型预测值叠加求和,得到最终预测结果。

对照模型 3(BiLSTM):针对矿井涌水量时序数

据直接建立贝叶斯优化的 BiLSTM 模型进行预测。

对照模型 4(LSTM)：针对矿井涌水量时间序列建立贝叶斯优化的 LSTM 模型进行预测。

对照模型 5(SVM)：针对矿井涌水量时间序列建立 SVM 模型进行预测。

2.2　矿井涌水量预测数据选取

选取文家坡煤矿 2017 年 1 月 5 日至 2021 年 6 月 5 日共计 160 组(每 10 d 记一次)矿井涌水量时间序列作为试验数据，并将数据的前 130 d 涌水量时间序列作为试验的训练集，后 30 d 涌水量时序数据作为测试集，具体数据划分如图 4 所示，蓝色和橙色分别表示训练集和测试集(颜色标识见电子版)。操作平台为 Windows11 系统，处理器为 Intel Core i7-10870H CPU @ 2.20 GHz，处理软件为 MATLAB R2021a。

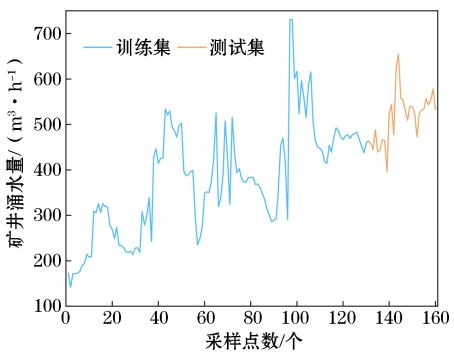


图 4　研究区矿井涌水量时序数据

2.3　矿井涌水量数据时序分解

为提高模型预测精度，采用变分模态分解(VMD)算法分解矿井涌水量时序数据，为防止数据过分解或欠分解，通过中心频率法确定 k 值，保真度值 τ、惩罚因子 α 和终止准则 ε 使用默认值，分别设置 $k=3,4,5,6,7,8$，得到不同 k 值下每一个模态分量的中心频率见表 1。

表 1　不同 k 值下模态分量中心频率

模态分量	$k=3$	$k=4$	$k=5$	$k=6$	$k=7$	$k=8$
u_1	0.232	0.384	0.411	0.409	0.450	0.424
u_2	0.041	0.219	0.283	0.300	0.400	0.344
u_3	0.001	0.039	0.190	0.213	0.334	0.254
u_4	—	0.001	0.038	0.114	0.250	0.199
u_5	—	—	0.001	0.036	0.182	0.125
u_6	—	—	—	0.001	0.040	0.058
u_7	—	—	—	—	0.001	0.033
u_8	—	—	—	—	—	0.001

根据表 1 中的数据，当 $k\leqslant 7$ 时，分量间的中心频率差值相对较大且随着 k 值的增加而逐渐减小；当 $k=8$ 时，模态分量 u_6 和 u_7 的中心频率分别为0.058，0.033，与其他几个模态分量之间的倍数关系相比，u_6 和 u_7 的中心频率相对较小，可认为 $k=8$ 时数据被过度分解。因此，确定 $k=7$ 为最佳分解模态数，分解后得到各模态分量如图 5 所示，图中各子序列呈现一定的周期性和规律性，可有效表征矿井涌水量时间序列的非线性特征，使得采用机器学习对其实现高精度预测成为可能。其中，IMF1 显示了矿井涌水量时序数据的趋势特征，为矿井涌水量时序数据的趋势项，RES 为经过 VMD 分解后所得残余序列。

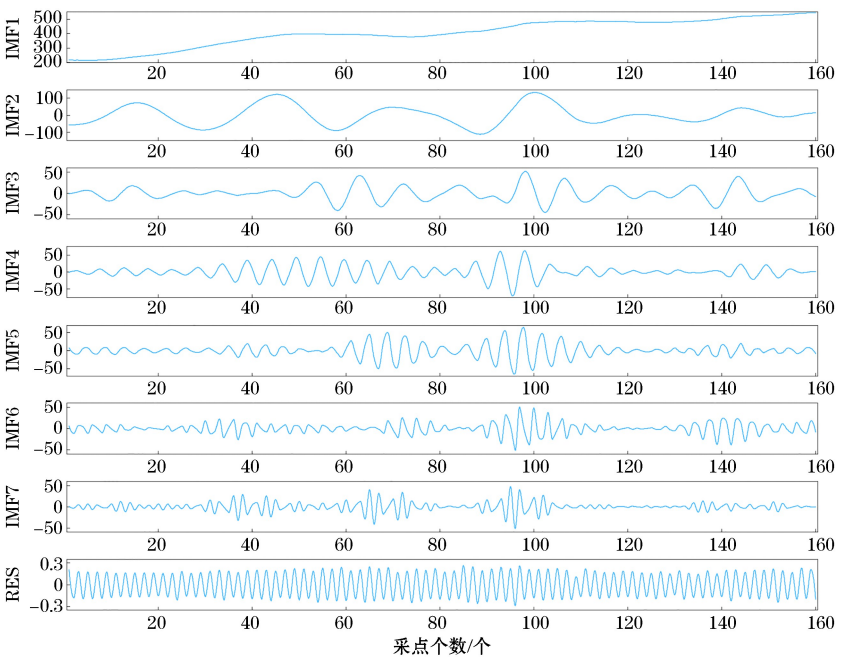


图 5　VMD 算法分解结果

2.4 模型超参数确定

为提升预测性能,避免人为经验调整参数的不足,利用贝叶斯优化算法分别对各子序列 BiLSTM 预测模型(BO-BiLSTM)的隐藏层神经元个数、初始学习率、周期和步长各超参数进行优化及确定,并将时间滑动窗口设置为 10,批处理大小设置为 16,各子序列超参数搜索范围设置及贝叶斯优化结果详见表 2。

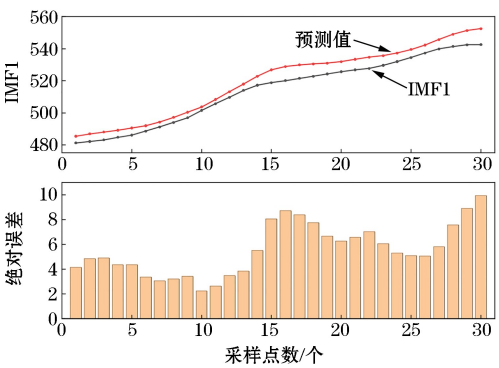
3 矿井涌水量预测结果分析

3.1 单步预测结果分析

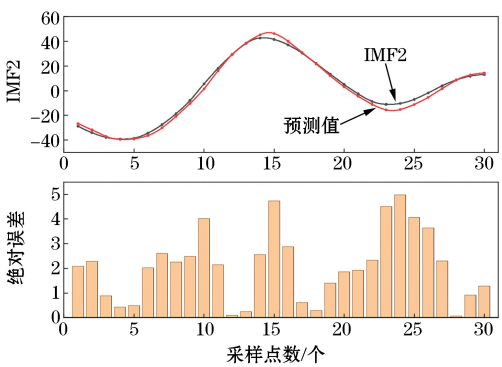
通过对各分量构建贝叶斯优化的 BiLSTM 模型,并对其反复训练后得出以下各子模型单步预测结果,各子模型预测结果绝对误差如图 6 所示,绝对误差特征见表 3。

表 2 贝叶斯优化超参数结果

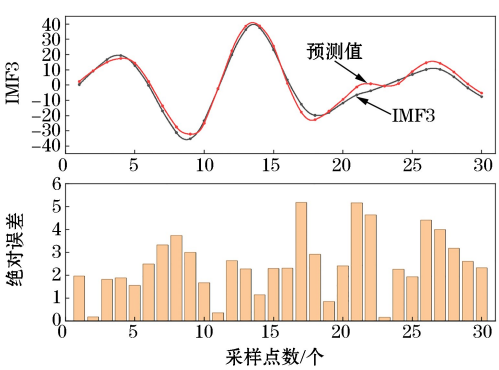
子序列	隐藏层神经元个数 [10,200]	初始学习率 [1e-5,0.1]	周期 [50,200]	步长 [2,30]
IMF1	93	0.0493	174	6
IMF2	18	0.0592	186	3
IMF3	57	0.0182	132	15
IMF4	114	0.0023	144	6
IMF5	36	0.0977	150	6
IMF6	183	0.0929	105	6
IMF7	168	0.0175	114	6



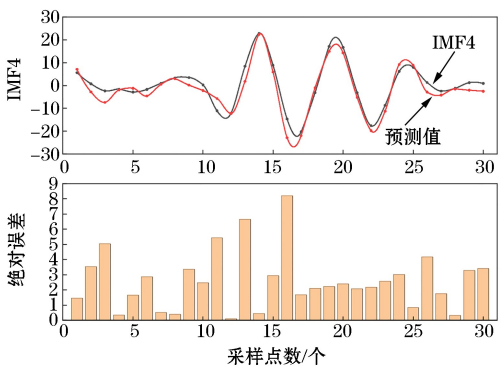
(a) IMF1 预测结果



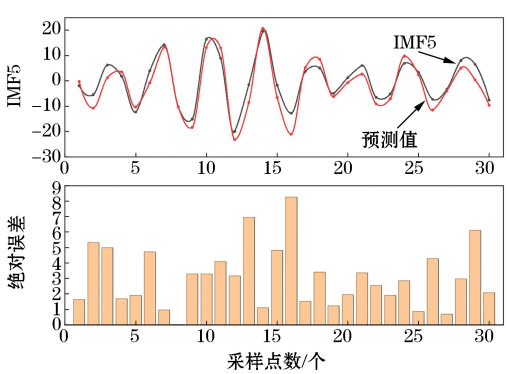
(b) IMF2 预测结果



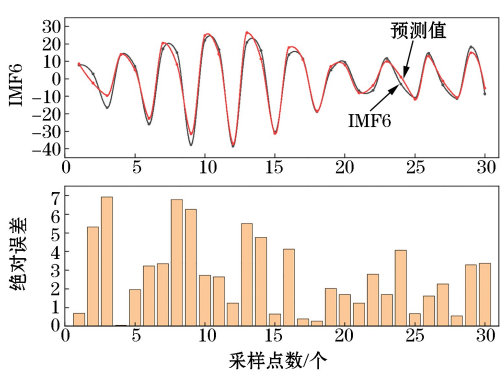
(c) IMF3 预测结果



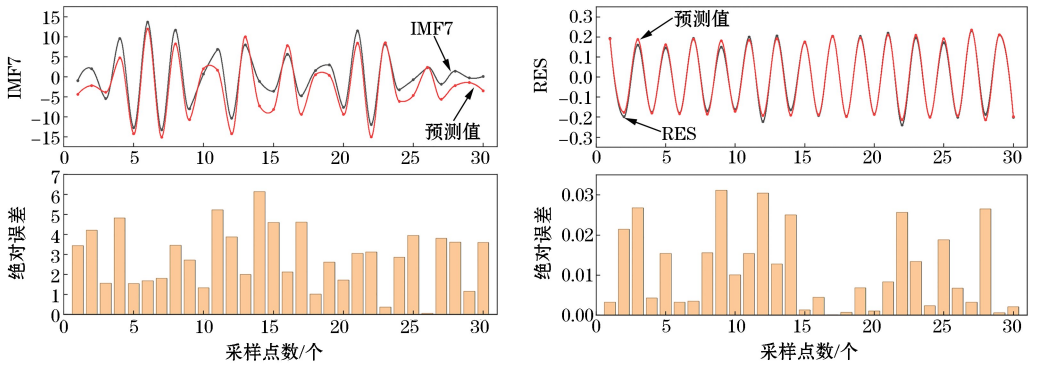
(d) IMF4 预测结果



(e) IMF5 预测结果



(f) IMF6 预测结果



（g）IMF7 预测结果　　（h）RES 预测结果

图 6　各子序列模型预测结果

表 3　预测结果绝对误差特征

子序列	绝对误差		
	最小值	最大值	平均值
IMF1	2.2494	9.9440	5.5535
IMF2	0.0698	4.9810	2.0805
IMF3	0.1540	5.1805	2.4848
IMF4	0.1102	8.2134	2.5841
IMF5	0.0227	8.2590	3.0728
IMF6	0.0563	6.9230	2.7374
IMF7	0.0514	6.1456	2.8679
RES	0.0001	0.0312	0.0113

由图 6、表 3 可知，各子序列预测值曲线与实测值曲线在总体上较为贴合，最大绝对误差不超过 10。其中，IMF1 的预测结果曲线与实际曲线的贴合度相对较差，绝对误差普遍较高，平均绝对误差高达 5.5535，特别是在预测结果后半部分绝对误差居高不下，最大达到 9.9440。而剩余各分量的预测结果曲线与实际曲线只是在波峰和波谷的贴合度较差，其中，IMF5 的预测结果绝对误差处于 0.0227～8.2590 之间，波动较大，但总体预测效果较好，最大平均绝对误差值达到 3.0728，而且残余序列的预测结果也呈现出相似的特征。

将各子序列预测值进行叠加求和，得到最终矿井涌水量预测结果及其绝对误差和相对误差如图 7 所示。

由图 7 可知，经过叠加的矿井涌水量单步预测结果曲线与实测值曲线近乎重合，拟合程度较好。其绝对误差处于 0.0824～11.0527 m^3/h 之间，平均绝对误差为 3.4860 m^3/h；相对误差为 0.02%～2.42%，平均相对误差仅为 0.70%，各误差均较小。本文模型较好预测了矿井涌水量时间序列的走向趋势，具有较高预测精度。

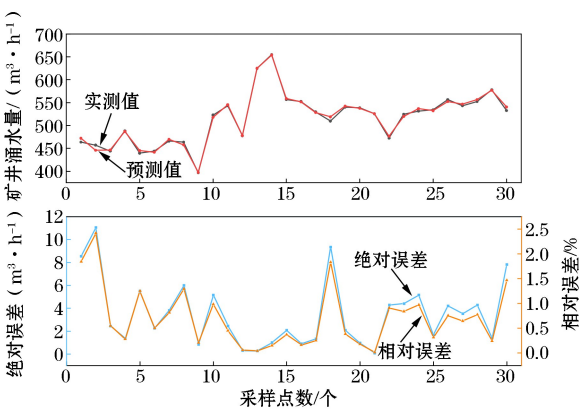


图 7　各子序列模型重构单步预测结果

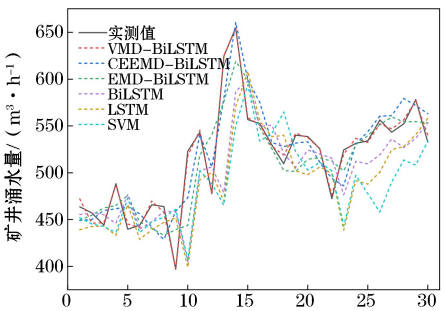
3.2　预测模型对比分析

为进一步验证本文模型的适用性和预测性能，分别选取 5 组对照模型在单步预测、两步预测和三步预测方面与本文模型预测结果进行对比，黑色、红色、蓝色、绿色、紫色、黄色、天蓝色分别表示实测值、VMD-BiLSTM、CEEMD-BiLSTM、EMD-BiLSTM、BiLSTM、LSTM、SVM 的预测结果（图 8，颜色标识见电子版）。各模型预测精度指标对比详见表 4。

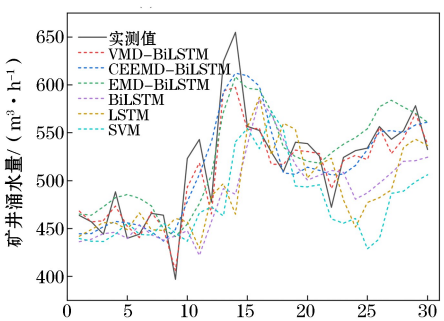
表 4　各模型预测精度指标

预测模型	*RMSE*/（$m^3 \cdot h^{-1}$）			*MAE*/（$m^3 \cdot h^{-1}$）			*MAPE*/%		
	单步	两步	三步	单步	两步	三步	单步	两步	三步
VMD-BiLSTM	4.47791	16.4387	25.7891	3.48597	11.7401	20.5107	0.6987	2.2698	4.0316
CEEMD-BiLSTM	25.9135	29.5411	33.8564	20.8217	24.7055	25.5130	4.1388	4.7923	5.0102
EMD-BiLSTM	30.4835	34.4370	38.4824	23.8639	29.1051	32.0942	4.7415	5.5749	6.0448
BiLSTM	45.7581	56.3435	59.8055	32.8656	41.9998	45.8591	6.7239	8.7279	9.6253
LSTM	52.7537	59.3746	64.9356	40.8137	42.2601	49.7420	8.5308	8.8382	10.5785
SVM	57.0069	62.3715	61.8246	43.2117	48.7913	49.5992	9.0161	10.3423	10.5727

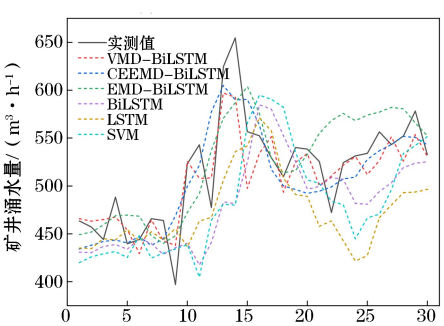
由图 8 可知,在单步预测中,VMD-BiLSTM 模型的预测效果最佳,且当 CEEMD 和 EMD 分解算法与 BiLSTM 相结合后,组合模型能够较为理想地预测坡、峰、谷等特征序列,预测效果提升显著,而单一预测模型的错峰、错谷问题较为明显,难以应用于实际生产调度,验证了在 BiLSTM 基础上引入分解算法的必要性。



(a) 各模型单步预测结果



(b) 各模型两步预测结果



(c) 各模型三步预测结果

图 8 各模型预测结果对比

随着预测步长的增加,各模型预测结果曲线与实测值曲线的吻合度均有一定程度的降低,VMD-BiLSTM 模型的预测结果曲线与实测值曲线的重合度在坡峰和坡谷的位置下降较为明显,而 CEEMD-BiLSTM 和 EMD-BiLSTM 模型的预测结果曲线只呈现出矿井涌水量的大致走向趋势,与实测值曲线的吻合度较差,其中,单一预测模型的错峰、错谷问题愈发严重,且随着预测时间的增加,预测曲线波动增大。

由表 4 可知,随着预测步长的增加,各项指标均有不同程度的增大。VMD-BiLSTM 模型的预测精度在各方面均明显优于其余 5 组对照模型,且在单步预测中优势较为理想,随着步长的增加,其优势降低速度较快;CEEMD-BiLSTM 和 EMD-BiLSTM 模型的预测精度相差不太大,随着步长的增加,预测精度稳步降低;与单一模型相比,组合模型经过非平稳、非线性特征处理,预测性能得到大幅提升,其中本文提出的 VMD-BiLSTM 模型具有明显优势,且在预测步长较短时,预测精度较为理想,验证了该模型在矿井涌水量时序预测领域内的有效性和适用性。

4 结论

本文根据文家坡矿井涌水量时序特征,构建了基于 VMD 和引入贝叶斯优化算法的 BiLSTM 组合预测模型,经过各模型记忆训练及预测结果对比分析,得出如下结论。

(1) 矿井涌水量时间序列经过 VMD 分解为具有不同频率的 IMF 分量和 RES 余量,有效降低了数据复杂性,优化了序列非平稳性。将 VMD-BiLSTM 与 CEEMD-BiLSTM 和 EMD-BiLSTM 模型的预测结果进行对比分析,验证了 VMD 对模型预测精度提升的有效性。

(2) 针对所得各子序列分别建立 BiLSTM 模型,并引入贝叶斯算法对各模型的超参数进行优化和确定,提升了模型的预测性能,弥补了人工调整参数的不足之处。

(3) 经过 VMD 和 BiLSTM 算法结合构建出组合预测模型,使得各算法在处理时间序列时充分发挥各自的优势,解决了单一模型在时序预测时出现错峰、错谷的问题。

(4) 一方面,VMD-BiLSTM 组合模型在单步预测中,模型预测性能优势显著,预测值与实测值曲线具有较高的关联度,预测结果较为理想;另一方面,VMD-BiLSTM 组合模型在多步预测中的表现也相当不俗,模型预测精度满足生产需求,验证了该模型在矿井涌水量时序预测领域内的有效性和适用性。

参考文献(References):

[1] 李建林,高培强,王心义,等.基于混沌-广义回归神经网络的矿井涌水量预测[J].煤炭科学技术,2022,50(4):149-155.

[2] 罗奇斌，赵宝峰，毛旭阁，等.基于数值模拟方法的煤矿开采涌水量预测分析[J].西北大学学报(自然科学版)，2022，52(6)：1100-1110.

[3] 黄欢.矿井涌水量预测方法及发展趋势[J].煤炭科学技术，2016，44(增刊 1)：127-130.

[4] 侯恩科，席慧琴，文强，等.基于 GMS 的隐伏火烧区下煤层开采工作面涌水量预测[J].安全与环境学报，2022，22(5)：2482-2492.

[5] 张子祥，李文鑫.矿井涌水量预测方法的比较研究：以甘肃大庄煤矿为例[J].西北地质，2022，55(3)：355-360.

[6] 王晓蕾.煤矿开采矿井涌水量预测方法现状及发展趋势[J].科学技术与工程，2020，20(30)：12255-12267.

[7] 邓高，杨珊，江时雨.相空间重构和混沌遗传神经网络融合的矿井涌水量预测研究[J].世界科技研究与发展，2016，38(5)：973-978.

[8] 黄欢，刘其声，姬亚东.基于 R/S 分析法的等维灰数递补动态 GM(1，1)模型预测矿井涌水量[J].煤田地质与勘探，2016，44(6)：92-95＋100.

[9] 苗霖田，贺晓浪，张建军，等.矿井涌水量的时间序列分析：水文地质比拟法预测[J].中国煤炭，2017，43(3)：32-35.

[10] 王猛，殷博超，张凯歌，等.基于 ARIMA 乘积季节模型的矿井涌水量预测研究[J].煤炭科学技术，2017，45(11)：199-204.

[11] 乔美英，程鹏飞，刘震震.基于 GA-SVM 的矿井涌水量预测[J].煤田地质与勘探，2017，45(6)：117-122.

[12] 齐晓峰，邵良杉，邢雨艳.基于 EMD 的矿井涌水量 ARMA 预测模型[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版)，2020，39(6)：509-513.

[13] 李占利，邢金莎，靳红梅，等.基于 CEEMD_GRU 模型的矿井涌水量预测[J].北京工业大学学报，2021，47(8)：904-911.

[14] 张淑清，李君，姜安琦，等.基于 FPA-VMD 和 BiLSTM 神经网络的新型两阶段短期电力负荷预测[J].电网技术，2022，46(8)：3269-3279.

[15] 丁同，傅晓锦，刘明旺.基于 GA-VMD-BiLSTM 算法的风电功率预测[J].扬州大学学报(自然科学版)，2022，25(4)：44-49.

[16] LIU H，ZHANG X Y，YANG Y X，et al. Hourly traffic flow forecasting using a new hybrid modelling method [J]. Journal of Central South University，2022，29(4)：1389-1402.

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

[18] 邓帅.基于改进贝叶斯优化算法的 CNN 超参数优化方法[J].计算机应用研究，2019，36(7)：1984-1987.

[19] 李丹辉.基于改进长短期记忆网络的煤矿涌水量涌出量预测研究[D].太原：太原科技大学，2020.

[20] 周月.基于改进 SAE 和 Bi-LSTM 的滚动轴承 RUL 预测方法研究[D].哈尔滨：哈尔滨理工大学，2020.

Research on Time Series Prediction Method of Mine Water Inflow Based on VMD-BiLSTM Combined Model

WANG Fei[1]，*RONG Tongrui*[2,3]，*HOU Enke*[2,3]，*FAN Zhigang*[1]，*TAN Ermin*[1]

(1.Shaanxi Binchang Wenjiapo Mining Co.，Ltd.，Xianyang，Shaanxi 713500，China；

2.School of Geology and Environment，Xi'an University of Science and Technology，Xi'an，Shaanxi 710054，China；

3.Shaanxi Provincial Key Laboratory of Geological Safeguard for Green Coal Development，Xi'an，Shaanxi 710054，China)

Abstract：The accurate prediction of mine water inflow plays an important role in ensuring safe production and protecting the groundwater environment in coal mines. In order to improve the accuracy of time series prediction of mine water inflow，a combined prediction model of mine water inflow based on variational modal decomposition (VMD) and the optimization of bidirectional long short-term memory network (BiLSTM) by Bayesian algorithm was constructed. Firstly，VMD was used to decompose the time series data of mine water inflow into multiple subseries，and then the subseries obtained by decomposition were input into the BiLSTM model. At the same time，Bayesian algorithm was introduced to optimize the hyperparameters of each model. Finally，the prediction results of each subseries were superimposed and summed to obtain the final predicted value，and compared with the prediction results of other models. The results show that the model has obvious advantages in single-step prediction，and its performance in multi-step prediction is also quite good. The prediction accuracy can meet the production demand，which verifies the validity and applicability of the model in the time series prediction of mine water inflow.

Key words：Variational modal decomposition，Bidirectional long short-term memory network，Bayesian algorithm，Prediction of mine water inflow，Time series