

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20222338

基于 VMD-SE-PSO-BIGRU 模型的水电机组 振动趋势预测

付波¹, 聂兴宇¹, 赵熙临¹, 王诗雯¹, 李超顺²

(1. 湖北工业大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430068; 2. 华中科技大学土木与水利工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 为提高水电机组振动信号预测精度, 提出了一种基于变分模态分解(VMD)与样本熵(SE)重构和粒子群算法(PSO)优化双向门控循环单元(BIGRU)的预测方法。在 VMD-SE-PSO-BIGRU 模型中, 先利用 VMD 将振动信号分解为若干个子序列, 并通过 SE 对子序列进行重构, 得到最终振动信号的趋势、振荡和噪声成分, 然后对得到的重构分量分别建立参数优化的 BIGRU 预测模型, 最后叠加各分量预测结果实现振动预测。实例分析表明, 与其他模型相比, 所提模型预测误差更小、预测精度更高, 可有效预测水电机组振动信号。

关键词: 振动趋势预测; 变分模态分解; 样本熵; 粒子群算法; 双向门控循环单元

中图分类号: TV743

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)12-0178-04

1 引言

随着高精制造技术的发展成熟, 水电机组日趋复杂化、集成化和巨型化, 给水电机组的在线状态监测、健康状态评估和机组状态检修造成了相应的困难。振动信号是水电机组运行过程中典型的监测数据, 其蕴含了丰富的与机组运行状态密切相关的特征信息^[1]。因此, 分析预测振动信号, 有助于及时发现机组运行中的异常状态, 维护水电机组的安全稳定运行。目前, 针对水电机组的振动预测已进行了广泛研究, 其中突出的预测方法是分解-组合。它是一种将数据分解为多个分量, 分别预测并对其进行组合以获得最终预测结果的方法。ZHOU KAI-BO 等^[2]采用经验小波变换(EWT)将信号分解, 之后通过核极限学习机(KELM)预测机组振动信号, 但移位不变性问题和模式混叠现象无法得到妥善处理; 王璞等^[3]针对抽水蓄能机组采用 VMD 与 GRU 相结合的预测方法, 分别预测并叠加各分量, 得到最终预测结果; 付文龙等^[4]采用 OVMD 与 SVR 组合模型预测机组振动信号。但已有研究仅注重单一的数据序列分解或模型参数初值优化问题, 关于数据重建或模型融合的研究很少。对此, 本文提出一种基于变分模态分解(VMD)与样本熵(SE)重构和

粒子群算法(PSO)优化双向门控循环单元(BIGRU)的组合预测模型(VMD-SE-PSO-BIGRU), 并通过实例验证了该模型的有效性。

2 研究方法

2.1 变分模态分解

变分模态分解(VMD)是一种自适应的、可预设尺度的信号分解技术^[5]。通过对变分问题的构造求解, 将原始信号分解成数个有限带宽的固有模态(IMF)^[6], 克服了传统递归分解算法存在的末端效应等问题。VMD 分解过程主要分为变分约束问题的构造和求解两部分。

(1)构造变分问题。假设原始信号由数个带限本征模函数(IMF)构成, 构造使 IMF 分量 $u_k(t)$ 总带宽之和最小的公式, 并求取使所有 $u_k(t)$ 的估计带宽之和最小时的解:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} =$$

$$\left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t) \right) \exp(-j\omega_k t) \right] \right\|^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s. t } \sum_k u_k(t) = f(t) \quad (2)$$

式中, ∂_t 为时间的导数; $\delta(t)$ 为脉冲信号函数; j 为虚数; $*$ 为卷积计算的符号; ω_k 为假设频率;

收稿日期: 2022-11-07, **修回日期:** 2023-03-27

基金项目: 湖北省重点研发计划项目(2021BAA193)

作者简介: 付波(1973-), 男, 教授, 研究方向为图像处理 and 智能控制, E-mail: fubofanxx@mail.hbut.edu.cn

通讯作者: 赵熙临(1968-), 男, 博士、教授, 研究方向为电力系统优化与控制, E-mail: zhaoxl@mail.hbut.edu.cn

$f(t)$ 为原始信号。

(2)变分问题求解。在构造好变分问题后,引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 $\lambda(t)$ 将各约束变分问题转变为无约束变分问题:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t) \right) \exp(-j\omega_k t) \right] \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (3)$$

此外,通过二次惩罚项使高斯噪声产生的影响大幅减小。在变分问题转换完成后,再通过乘法器的交替方向法 ADMM 交替更新 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 、 λ^{n+1} ,直至变分问题得到解决。

2.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法是模拟鸟群捕食行为的一种群体智能搜索算法。在 PSO 寻优过程中,设置一个随机解作为出发点,通过设计适应性函数来评估各个解的优劣,最后由迭代算法找到最优解,直至获得最佳解决方案^[7]。每个随机解的位置更新都是基于当前最优解 (p_{best}) 和全局最优解 (g_{best}) 实现的,每次迭代时定期更新,每个粒子在飞行搜索过程中遇到的位置使适应度函数值最优是当前粒子个体找到的最优解,其速度 v_i 和位置 x_i 更新方程分别为:

$$v_{i+1} = \lambda v_i + c_1 \text{rand}_1(p_{best_i} - x_i) + c_2 \text{rand}_2(g_{best_i} - x_i) \quad (4)$$

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \quad (5)$$

式中, λ 为惯性因子; c_1 、 c_2 均为学习因子; rand_1 、 rand_2 均为随机数; v_i 为粒子的第 i 个速度; x_i 为粒子的第 i 个位置, p_{best_i} 为第 i 个当前最优解; g_{best_i} 为第 i 个全局最优解。

2.3 双向门控循环单元

双向门控递归单元(BIGRU)是 GRU 的改进。对于 BIGRU 的每个时间 t ,它将提供两个相反方向的 GRU 输入,且两个方向的 GRU 不直接连接,输出由两个单向 GRU 决定。BIGRU 模型对非线性时间序列具有更好的预测性能,其结构见图 1。

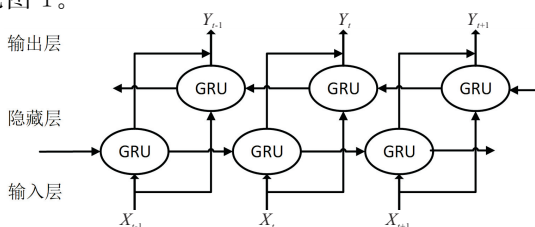


图 1 BIGRU 网络结构图

Fig. 1 BIGRU network structure diagram

2.4 基于 VMD 特征重构与 PSO-BIGRU 的预测模型

针对水电机组振动预测困难的现状,提出基于 VMD 特征重构和 PSO 优化 BIGRU 的水电机组振动信号预测模型(图 2),具体步骤如下。

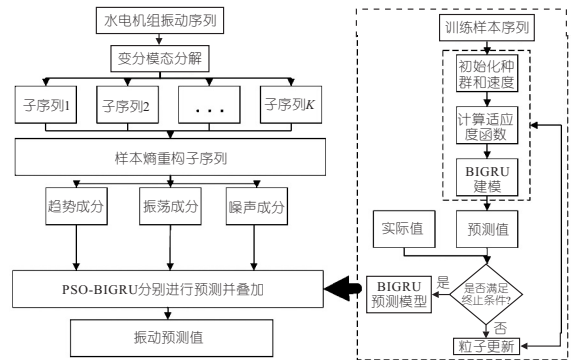


图 2 预测系统流程图

Fig. 2 Flow chart of prediction system

步骤 1 信号分解。为降低序列的非平稳性,促进高精度的短期预测,采用 VMD 将原始的信号分解为 K 个子序列,分别用 IMF1, IMF2, ..., IMFK 表示。

步骤 2 数据重构。解决过度分解和计算负担的问题,先计算每个 IMF 的 SE 值,然后根据 SE 近似值将 IMF 重新组合成新的子序列,此时数据预处理完成。

步骤 3 预测模型。采用 BIGRU 模型对每个子序列进行预测,并通过 PSO 算法优化学习率、批处理大小、BIGRU 神经元数量,将这三个分量的预测结果叠加后得到最终预测结果。

3 实例分析

3.1 数据选取及评价指标

试验数据来源于国内某水电站二号机组,剔除开停机过程振摆数据,以机组稳态运行过程中上导轴承摆度 X 向峰峰值为研究对象进行试验,每隔 5 min 采集 1 个数据点,共采集 7 526 个样点,选取前 6 000 次样点进行训练,后 1 526 次样点进行测试。原始振动序列见图 3。

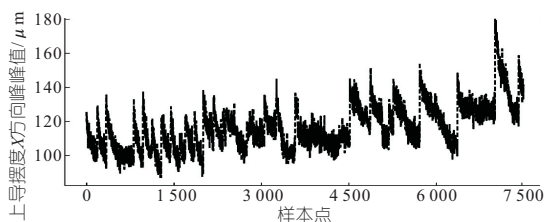


图 3 原始振动信号序列图

Fig. 3 Original vibration signal sequence diagram

评价指标使用平均绝对百分误差 (M_{MAPE})、均方根误差 (R_{RMSE}) 和决定系数 (R^2) 作为标准来定量评价所提出的混合模型的性能。一般来说, M_{MAPE} 、 R_{RMSE} 的计算值越小, 模型的性能越好; R^2 用于描述预测值与实际值的相关程度, R^2 越大, 相关性越高。

3.2 基于 VMD 算法和样本熵的分解

水电机组振动数据被认为是一个高波动性和不确定性的时间序列, 由有限数量的不同频率组成。因此, 采用具有较强分解能力的 VMD 对振动信号进行分解, 为确保信号分解的保真度, 选取惩罚参数 α 为 2 000, τ 为 0.2, K 为 7。

如果直接建立 7 个模态函数, 则任务量增加, 因样本熵可用于衡量每个 IMF 的复杂性。采用 VMD 算法对 SE 为 2.386 3 的原始序列进行分解, 模态 IMF1~IMF7 的样本熵分别为 0.201 6、0.225 3、0.686 9、0.789 4、0.729 1、0.816 9、0.829 3。由此可看出, 原始序列的样本熵最大。VMD 后, 每个子序列的样本熵大大降低, 可以更好地描述序列。基于 ZHANG QIAN 等^[8] 的研究, 将 IMF_s 与相似的样本熵值集成可以适当减少计算量, 提高建模速度, 避免过拟合问题。本文通过样本熵对各子序列进行复杂度分析, 将 IMF1 与 IMF2 之和组合成趋势成分; IMF3 与 IMF5 之和组成振荡成分; IMF4、IMF6、IMF7 之和组成噪声成分, 合并后的新子序列见图 4。

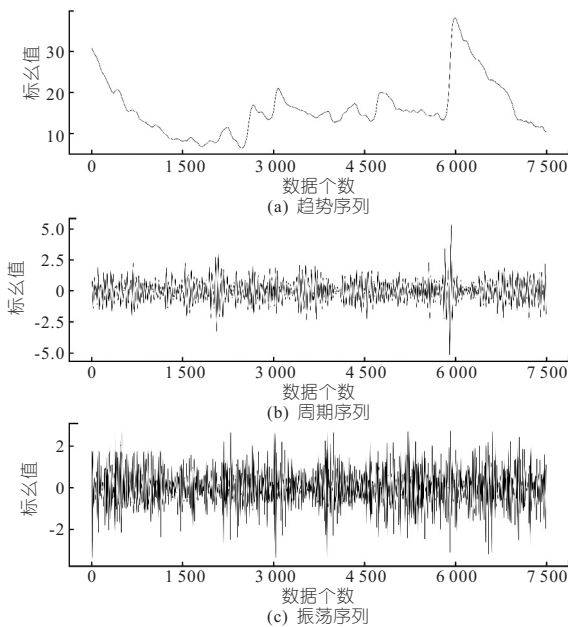


图 4 样本熵重构序列

Fig. 4 Sample entropy reconstruction sequence

3.3 模型预测结果分析

利用 VMD-SE 进行分解和重组后, 建立

PSO-BIGRU 模型预测每个子序列。然后, 通过合成每个子序列的预测值, 可以得到最终的振动预测结果。为了验证 VMD-SE-PSO-BIGRU 模型的性能优势, 将 GRU、BIGRU、PSO-BIGRU、VMD-PSO-BIGRU、VMD-SE-PSO-BIGRU、VMD-SE-PSO-BIGRU 进行比较。为了更精确地比较模型的预测性能, 所有模型中非使用参数优化的网络的参数保持不变。每个预测模型运行 10 次, 10 个预测指标的平均值用作最终预测值。

表 1 列出了水电机组实际振动值与使用新模型的预测值的对比。由表 1 可知, 所提出的 VMD-SE-PSO-BIGRU 模型在试验中表现的预测精度更高, 决定系数 R^2 达到了 0.954, 相比其他 6 种模型更接近 1; R_{RMSE} 分别降低了 63%、56%、60%、41%、50%、29%; M_{MAPE} 分别降低了 62%、63%、65%、47%、43%、52%, 因此相较于其他模型, 所提出的 VMD-SE-PSO-BIGRU 模型具有更高的精度。而基于信号分解的 VMD-PSO-BIGRU、VMD-SE-PSO-BIGRU、VMD-SE-BIGRU、VMD-SE-PSO-BIGRU 模型的预测精度均优于不进行信号分解的传统模型。这表明 VMD 可以有效地降低水电机组振动序列的非平稳特性, 从而提高模型性能。

表 1 上导摆度 X 向不同模型预测结果对比

Tab. 1 Comparison of prediction results of different models in X direction of upper guide swing

模型	M_{MAPE}	R_{RMSE}	R^2
GRU	3.349 9	3.531 4	0.785 9
LSTM	3.421 4	2.968 1	0.827 1
BIGRU	3.596 7	3.224 5	0.822 4
VMD-PSO-BIGRU	2.383 1	2.201 3	0.868 1
VMD-SE-PSO-BIGRU	2.245 8	2.581 4	0.874 6
VMD-SE-BIGRU	2.645 9	1.819 3	0.910 6
VMD-SE-PSO-BIGRU	1.258 2	1.286 7	0.953 6

为了验证 SE 重构对预测结果的影响, 选取 VMD-SE-PSO-BIGRU、VMD-SE-BIGRU、VMD-SE-PSO-BIGRU 模型与 VMD-PSO-BIGRU 模型进行对比试验, 图 5(a) 展示了未进行 VMD-SE 重构的不同模型预测对比图。由图 5(a) 可知, 相较于其他三种模型进行分解与重构后的数据, 其

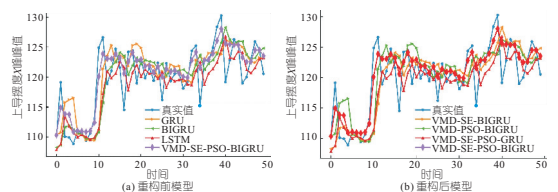


图 5 上导摆度 X 峰值模型预测结果对比

Fig. 5 Comparison of model prediction results for X direction of upper guide swing

预测的拟合值与真实值更贴近,预测精度更高。在曲线变化的波峰与波谷,LSTM 与 GRU 的预测值有明显波动,偏离真实振动,预测精度不足,BIGRU 模型则出现明显的预测曲线滞后于实际值,而 VMD-SE-PSO-BIGRU 的预测曲线无明显波动且更加平滑,更贴近真实的预测曲线,表明使用 SE 对 VMD 得到的子序列进行重构,解决了过分解和计算负担的问题,减少了操作时间,该模型子序列进行重构的预测快速、方便,在一定程度上证明了样本熵重构方法相较于传统分解算法的优越性。

图 5(b)为原始数据 VMD 分解后,采用不同的控制变量对最终试验结果的影响。观察曲线 VMD-SE-PSO-BIGRU 与 VMD-SE-BIGRU,发现经 PSO 算法优化后,可有效提升模型的预测精度,因此使用 PSO 优化模型优于人为手动寻优,可有效地优化模型,提高模型的预测精度,相较于改变其他变量,对模型的影响更小;观察 VMD-SE-PSO-BIGRU、VMD-SE-PSO-GRU 曲线,可以发现 BIGRU 模型的预测表现性更好,值得注意的是 BIGRU 因模型自身设计优势可以有效提取双向时序特征信息。

各预测模型的误差分布箱线图见图 6。其中 M1 ~ M7 分别代表 VMD-SE-PSO-BIGRU、VMD-SE-BIGRU、VMD-PSO-BIGRU、VMD-SE-PSO-GRU、GRU、GRU、LSTM),由图 6 可知,所提模型的预测误差均匀分布在零附近,与其他模型相比,变化范围相对较小,说明所提模型的预测精度更高且预测表现更稳定。

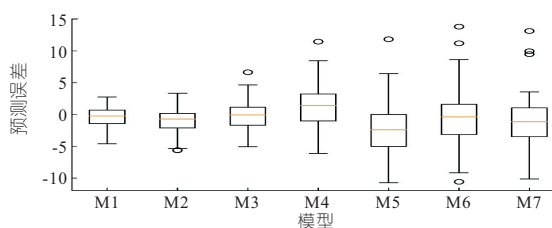


图 6 模型拟合误差箱线图

Fig. 6 Box diagram of model fitting error

为进一步验证所提模型的有效性,将 VMD-SE-PSO-BIGRU 模型与其他对比模型应用于水导摆度 X 向振动峰峰值预测,模型参数与使用上导 X 峰峰值试验时均相同,图 7 为各模型在稳态工况下的水导摆度 X 方向上的试验结果。由图 7 可看出,所提模型误差较小,精度高于其他模型,能够反映机组的振动趋势的变化,具有更强的鲁棒性。

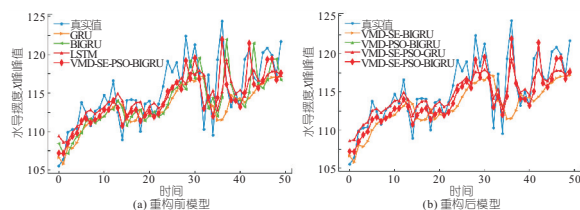


图 7 水导摆度 X 峰峰值模型预测结果对比

Fig. 7 Comparison of model prediction results for X direction of water guide swing

4 结论

a. 提出一种基于 VMD-SE 方法的水电机组振动信号分解重构的数据处理方法,通过试验发现该方法可有效去除工况参数中的干扰成分,建立高精度的预测模型。

b. 提出一种 PSO 优化 BIGRU 的水电机组振动预测模型,试验表明使用 PSO 对模型进行优化时可有效提升预测精度。

参考文献:

- [1] LI R, JIN Y. A wind speed interval prediction system based on multi-objective optimization for machine learning method [J]. Applied energy, 2018 (258):2207-2220.
- [2] ZHOU KAI-BO, ZHANG JIAN-YU, SHAN YA-HUI, et al. A hybrid multi-objective optimization model for vibration tendency prediction of hydropower generators [J]. Sensors, 2019;19(9):2055.
- [3] 王璞,姬联涛,朱家浩,等.基于 VMD 与 GRU 的抽水蓄能机组振动趋势预测 [J]. 水电能源科学, 2022, 40(1):192-195,205.
- [4] 付文龙,周建中,张勇传,等.基于 OVMD 与 SVR 的水电机组振动趋势预测 [J]. 振动与冲击, 2016, 35 (8):36-40.
- [5] 曹恩华,包腾飞,刘永涛,等.基于 VMD 的多尺度变量提取法在混凝土坝变形预测中的应用 [J]. 水电能源科学, 2022, 40(2):114-118.
- [6] 贾亚飞,朱永利,王刘旺,等.基于 VMD 和多尺度熵的变压器内绝缘局部放电信号特征提取及分类 [J]. 电工技术学报, 2016, 31(19):208-217.
- [7] 袁德鑫.基于 PSO-BiGRU 模型的工业设备异常检测研究 [D]. 上海:东华大学, 2022.
- [8] ZHANG QIAN, WU JUNJIE, MA YUAN, et al. Short-term load forecasting method with variational mode decomposition and stacking model fusion [J]. Sustainable energy, grids and networks, 2022, 100622, DOI:10.1016/j.segan.2022.100622.

m³/s 有利于 1 mm 以下粒径悬浮,将流量提升至 39.6 m³/s 可预防 1.2 mm 以下粒径沉降;渠道可在挖沙清淤后通过定期大流量冲刷的方式带走沉入渠道的砂砾,冲刷流量可参考临界流量表。

参考文献:

[1] 吴争兵. 引黄灌区渠道淤积问题分析及减淤措施研究[J]. 山西水利科技, 2017(1):67-70.

[2] 田庆奇, 苏佳林, 史红玲. 黄河下游引黄灌区水沙调控模式及其特点分析[J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2016, 14(4):267-273.

[3] 卢红伟, 王延贵, 史红玲. 引黄灌区水沙资源配置技术的研究[J]. 水利学报, 2012, 43(12):1405-1412.

[4] 宁少雄, 孙耀民, 吴文勇, 等. 引黄灌区首部枢纽泥沙输移特性与流速试验研究[J]. 排灌机械工程学报, 2022, 40(4):359-365.

[5] 赵志华, 吴文勇, 王佳盛, 等. 引黄灌渠泥沙迁移特性与渠道挟沙力模型试验研究[J]. 灌溉排水学报, 2019, 38(10):63-71.

[6] 中华人民共和国住房和城乡建设部, 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局. 河流悬移质泥沙测验规范:GB/T 50159-2015[S]. 北京:中国计划出版社, 2015.

[7] 中华人民共和国水利部. 河流泥沙颗粒分析规程:SL 42-2010[S]. 北京:水利出版社, 2010.

[8] 廖乔威, 赵苏理. 黄河水流挟沙能力问题的初步研究[J]. 泥沙研究, 1958(2):1-39.

Study on Water and Sediment Migration and Anti-silting in Trunk Channel for Yellow Diversion Irrigation Area

WANG Ze-xun¹, XIAO Juan¹, WU Wen-yong²

- (1. College of Water Resources Science and Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;
- 2. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China)

Abstract: In order to deal with the serious problem of siltation in the main channel of the Yellow River Diversion Irrigation Area in Zuncun Village, Shanxi Province, a field water and sediment test was carried out on the main channel. The distribution law of suspended sediment in the channel, the relationship between channel flow and sediment deposition, and the sediment carrying capacity of the channel flow were explored by using the vertical suspension index and the planning solution method, so that it could express the sediment carrying capacity of the flow within a certain range. The critical suspended flow corresponding to the channel particle size was put forward. It was beneficial to prevent siltation by adjusting the flow according to the working conditions and particle size. The sediment carrying capacity formula was optimized. The conclusions are as follows: When the diversion flow is 4.46-24.52 m³/s, the sediment content in the channel is between 0.9-4.0 kg/m³, and the sediment content is positively correlated with the flow velocity. The channel flow can be properly adjusted to more than 39.6 m³/s to effectively suspend the sediment with large particle size. The correlation between the optimized sediment carrying capacity formula and the measured value of the main channel sediment reaches 0.828, which indicates that this formula can reflect the current sediment concentration to a high degree, and provide support for the design and analysis of the balance of channel erosion and deposition in the later stage.

Key words: channel water flow; sediment carrying capacity; deposition of sediment; particle suspension

(上接第 181 页)

Vibration Trend Prediction of Hydropower Unit Based on VMD-SE-PSO-BIGRU

FU Bo¹, NIE Xing-yu¹, ZHAO Xi-lin¹, WANG Shi-wen¹, LI Chao-shun²

- (1. College of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China;
- 2. College of Civil and Hydraulic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of vibration signals of hydropower units, a prediction method based on variational mode decomposition (VMD), sample entropy (SE) reconstruction and particle swarm optimization (PSO) optimization of bi-directional gated circulation unit (BIGRU) was proposed. In the VMD-SE-PSO-BIGRU model, firstly, the vibration signal was decomposed into several subsequences by VMD, and the subsequences were reconstructed by SE. The trend, oscillation and noise components of the vibration signal were obtained. Then, parameter optimized BIGRU prediction models were established for the reconstructed components. Finally, the prediction results of each component were superimposed to achieve vibration prediction. Compared with other models, example analysis shows that the prediction error of the model is smaller and the prediction accuracy is higher, which can effectively predict the vibration signals of hydropower units.

Key words: vibration trend prediction; variational modal decomposition; sample entropy; particle swarm optimization; bidirectional gated circulation unit