

# 闸门水激振动病害辨识技术研究

高建伟<sup>1</sup>, 朱佳<sup>1</sup>, 黎军杰<sup>2</sup>, 沈文杰<sup>1</sup>, 何秋<sup>1</sup>, 陈勇<sup>1</sup>, 姜青林<sup>2</sup>, 郭建斌<sup>2</sup>

(1. 华东桐柏抽水蓄能发电有限责任公司, 浙江 杭州 310000; 2. 河海大学电气与动力工程学院, 江苏 南京 211100)

**摘要:** 受水激振动等多种因素影响, 闸门的启闭运行呈现多场耦合、复杂非线性动力学特征, 造成设备安全性态辨识困难。闸门启闭运行的测试数据表明, 人工神经网络算法可辨识水激振动病害特征和准确预测水激振动病害趋势。为此, 通过BP神经网络和GA-BP神经网络, 构建闸门水激振动病害辨识和预测模型, 对卷筒振动有效值进行辨识与预测, 并通过相对误差( $R_{RE}$ )、平均绝对误差率( $M_{MAPE}$ )、均方根误差( $R_{RMSE}$ )等指标评价模型辨识性能。结果表明, 相对于BP神经网络的辨识模型, GA-BP神经网络模型的相对误差减少了20.77%, 平均绝对误差率减少了4.74%, 均方根误差减少了6.27%, GA-BP闸门水激振动病害辨识技术更好贴合实测样本集, 且随预测时间增大表现更好稳定性, 可为工程减害运行和防范重大险病提供关键技术支撑。

**关键词:** 水工闸门; GA-BP神经网络; 工程安全; 卷扬启闭运行; 水激振动病害

**中图分类号:** TV663

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-7709(2025)09-0110-04

## 1 引言

水工闸门和启闭机是水利水电工程实现调蓄、发电和航运的关键设备, 受水激振动等多因素影响, 闸门的启闭呈现复杂非线性动力学问题, 导致设备安全性态辨识困难, 极易发生水激振动病害甚至工程失事<sup>[1-2]</sup>。因此, 加强水激振动病害的趋势预测研究<sup>[3]</sup>对于工程减害运行和防范重大险病具有重要的现实意义。YE F等<sup>[4]</sup>结合BP神经网络和PID控制器, 提出了一种风力发电系统功率跟踪技术, 为缓解风电波动性提供了新思路; CHEN Y<sup>[5]</sup>利用BP神经网络进行建筑结构极限承载力的多要素辨识, 以确保结构安全可靠; WAN X Y等<sup>[6]</sup>应用BP神经网络建立煤矿安全风险的多维辨识与预测模型, 提高生产安全性和效率。BP神经网络作为一种自适应误差修正的多层前馈神经网络, 能够有效适应工程中的多特征辨识和趋势预测。因此, 利用该算法提取水激振动病害特征可为闸门的启闭运行提供关键技术支撑。近年来, 作为模拟自然界遗传、进化的遗传算法(GA)大量应用于工程复杂问题的辨识和迭代计算<sup>[7-9]</sup>, 使人工神经网络的并行计算得到更好

优化解析。为此, 本文通过BP神经网络和GA-BP神经网络, 构建闸门水激振动病害辨识和预测模型, 以为工程减害运行和防范重大险病发生提供关键技术支持和决策保障。

## 2 启闭力性态辨识模型

### 2.1 BP神经网络原理

BP神经网络通过调整输入层与隐含层节点的联接强度以及隐含层与输出层节点的联接强度、阈值, 使实际输出值与期望输出值的误差均方差最小, 从而实现误差逆向传播的多层前馈神经网络算法(图1)。BP神经网络输出值与目标值

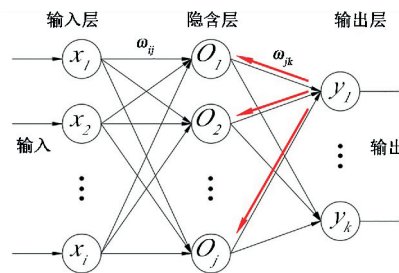


图1 BP神经网络原理图

Fig. 1 Principle diagram of BP neural network

之间的误差  $E$  可用下式确定:

收稿日期: 2024-11-08, 修回日期: 2024-12-08

基金项目: 国网新源控股有限公司科技项目(SGXJK-2023-0155)

作者简介: 高建伟(1992-), 男, 工程师, 研究方向为水工金属结构运行与安全, E-mail: tb\_gjw@163.com

通讯作者: 郭建斌(1972-), 男, 博士、副教授, 研究方向为水利机械安全与测试, E-mail: njcall@163.com

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y'_k - y_k)^2 \quad (1)$$

式中,  $N$  为输出层节点数量;  $y'_k$  为第  $k$  个输出层节点的预测输出值;  $y_k$  为第  $k$  个输出层节点的真实目标值。

隐含层和输出层的权值  $\omega_{ij}^{(t)}, \omega_{jk}^{(t)}$  按下式来修正:

$$\omega_{ij}^{(t+1)} = \omega_{ij}^{(t)} - \eta \delta_j x_i = \omega_{ij}^{(t)} - \eta \left( \sum_{k=1}^N \delta_k \omega_{jk}^{(t)} \right) f'(z_j) x_i \quad (2)$$

$$\omega_{jk}^{(t+1)} = \omega_{jk}^{(t)} - \eta \delta_k O_j = \omega_{jk}^{(t)} - \eta (y'_k - y_k) f'(z_k) O_j \quad (3)$$

式中,  $\omega_{ij}^{(t)}$  为第  $t$  次迭代时输入层第  $i$  个神经元到隐含层第  $j$  个神经元的权重;  $\eta$  为学习率;  $\delta_j$  为隐含层第  $j$  个神经元的误差项;  $x_i$  为输入层第  $i$  个神经元的输入值;  $\omega_{jk}^{(t)}$  为第  $t$  次迭代时隐含层第  $j$  个神经元到输出层第  $k$  个神经元的权重;  $\delta_k$  为输出层第  $k$  个神经元的误差项;  $f'(z_j)$  为隐含层激活函数的导数;  $z_j$  为隐含层第  $j$  个神经元的加权输入;  $O_j$  为隐含层第  $j$  个神经元的输入值;  $f'(z_k)$  为输出层激活函数的导数;  $z_k$  为输出层第  $k$  个神经元的加权输入。

### 2.2 GA-BP 神经网络原理

GA-BP 神经网络将“适者生存”的生物准则引入到并行神经网络算法<sup>[10]</sup>, 通过适应度函数调整神经网络的权值和阈值对种群样本数据优选(选择、交叉和变异), 从而提高模型的全局搜索能力和预测准确性(图 2)。

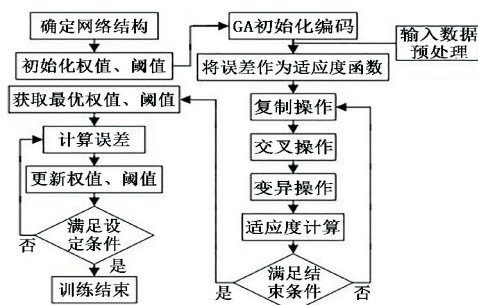


图 2 GA-BP 算法流程

Fig. 2 GA-BP algorithm flow

### 2.3 神经网络的隐含层节点数影响

通常神经网络隐含层节点数未知, 对隐含层节点数 5~14 的神经网络预测模型进行训练, 相关网络迭代步数及误差结果见表 1。由表 1 可知, 当隐含层节点数为 8、9、10、13、14 时模型迭代步数相对较少, 当节点数为 8 时训练误差最小, 因此可知神经网络的隐含层节点数设定为 8 较为合适。

### 2.4 神经网络辨识和预测模型

选取对闸门水激病害有重要影响的过闸流

表 1 不同隐含层节点数的 BP 神经网络迭代步数及误差  
Tab. 1 Number of iterative steps and error of BP neural network with different number of hidden layer nodes

隐藏节点数	训练误差/%	迭代步数	隐藏节点数	训练误差/%	迭代步数
5	2.78	55	10	2.14	31
6	2.01	37	11	2.66	46
7	2.72	38	12	1.96	45
8	1.83	32	13	1.98	32
9	2.63	31	14	2.72	32

量、闸前水压力、闸后水压力及启闭功率等因素作为输入层变量, 将卷筒主轴振动值作为输出层变量, 构建闸门水激振动病害辨识和预测模型(图 3)。

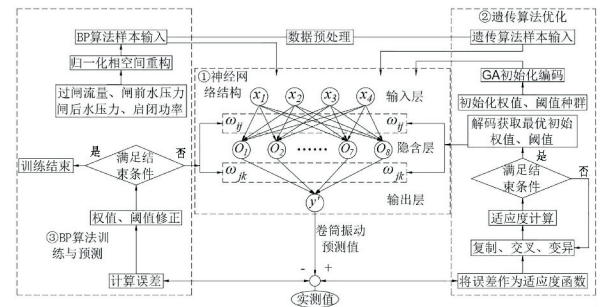


图 3 基于 GA-BP 算法的机组振动预测模型

Fig. 3 Unit vibration prediction model based on GA-BP algorithm

(1)BP 神经网络模型。对中间隐含层结构、神经元权值等参数初始化, 结合训练样本对网络训练, 建立输出值与实测值的误差反馈, 对神经元权值和阈值进行修正, 直到网络输出误差满足要求。

(2)GA-BP 神经网络模型。对 BP 网络的初始权值和阈值编码随机生成初始种群, 并按预测值与实际值误差绝对值之和作为适应度函数, 参考轮盘法设定 0.4~0.9 交叉概率进行个体互换更新, 并取 0.01~0.1 变异概率生成新的种群个体, 得到最优个体的权值和阈值, 传递给 BP 神经网络进行网络训练。

## 3 闸门水激振动病害辨识误差分析

### 3.1 样本数据预处理

选取对闸门启闭运行安全性态有重要影响的卷筒竖直振动作为模型输出量对象, 按下式进行无量纲归一化处理:

$$y_l = (x_l - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (4)$$

式中,  $x_l, y_l$  分别为参数归一化前、后的数值;  $x_{\min}, x_{\max}$  分别为归一化前的最小值、最大值。

### 3.2 辨识性能评价

通过相对误差 ( $R_{RE}$ )、平均绝对误差率 ( $M_{MAPE}$ ) 和均方根误差 ( $R_{RMSE}$ ) 等指标获取模型

辨识性能。

### 3.3 模型训练

从某抽蓄电站实测数据中选取 357 组历史监测数据,经过相空间重构后共产生了 348 组样本,将前 338 组样本用于模型神经网络的训练集,后 10 组样本作为待验证的测试样本集。模型训练情况见表 2,模型训练的收敛误差情况见图 4。由表 2、图 4 可知,BP 神经网络预测模型经过 31 步迭代后的收敛误差小于 0.001 84,GA-BP 神经网络预测模型经过 19 步迭代后的收敛误差小于 0.001 05,说明两种预测模型均具有较高的预测精度。

表 2 预测模型训练情况

Tab. 2 Training of the prediction model

BP 神经网络				GA-BP 神经网络				
网络结构	最大训练次数	目标误差	学习率	种群大小	参数编码个数	交叉概率	变异概率	进化终止迭代数
4-8-1	1 000	0.001	0.01	20	44	0.4	0.1	100

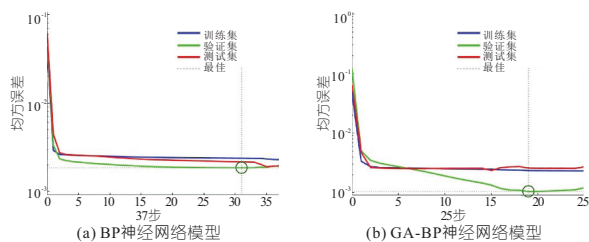


图 4 模型训练的收敛误差情况

Fig. 4 Convergence error case of model training

### 3.4 闸门水激振动病害模型性能对比

通过 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络预测模型,对未来 10 期的卷筒振动有效值进行辨识与预测分析试验,获得模型辨识目标的相对误差( $R_{RE}$ )、平均绝对误差率( $M_{MAPE}$ )和均方根误差( $R_{RMSE}$ )等指标见表 3。并建立卷筒受水激振动的实测样本集与神经网络辨识预测值的关联特性曲线,直观表达神经网络模型的辨识和预测的差异特性,见图 5。

表 3 卷筒振动趋势预测值及误差评估指标参数

Tab. 3 Parameters of predicted values of reel vibration trends and error assessment indicators

次序	实测振动数值/ $\mu\text{m}$	BP 神经网络预测振动			GA-BP 神经网络预测振动				
		预测数值/ $\mu\text{m}$	$R_{RE}$ /%	$M_{MAPE}$ /%	预测数值/ $\mu\text{m}$	$R_{RE}$ /%	$M_{MAPE}$ /%	$R_{RMSE}$ /%	
1	261.33	240.39	8.01	12.34	14.83	266.55	2.00	7.60	8.56
2	220.30	242.42	10.04			207.93	5.62		
3	226.16	202.17	10.61			212.28	6.14		
4	256.45	275.35	7.37			282.95	10.33		
5	204.18	220.60	8.04			193.19	5.38		
6	202.72	213.55	5.34			212.67	4.91		
7	210.53	231.88	10.14			235.85	12.03		
8	270.61	242.55	10.37			280.20	3.54		
9	280.38	332.20	18.48			240.54	14.21		
10	224.21	302.64	34.98			250.73	11.83		

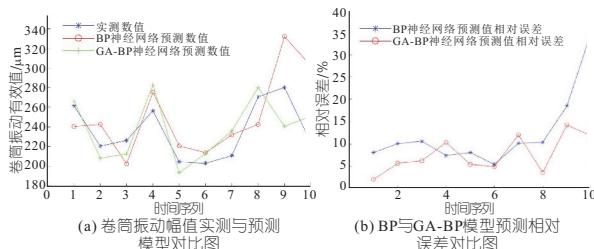


图 5 卷筒振动趋势预测参数对比图

Fig. 5 Comparison of parameters for predicting reel vibration trends

由表 3、图 5 可看出:①相对于卷筒主轴受水激振动的实测样本集,BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型的预测均方根误差( $R_{RMSE}$ )分别为 14.83%、8.56%,人工神经网络算法对水激振动病害特征的辨识性能整体较好,水激振动病害的特征信息辨识和趋势预测均呈现较好同步回归特性。②相对于 BP 神经网络的辨识模型,GA-BP 神经网络辨识模型的相对误差( $R_{RE}$ )减少了 20.77%,平均绝对误差率( $M_{MAPE}$ )减少了 4.74%,均方根误差( $R_{RMSE}$ )减少了 6.27%。可知,GA-BP 闸门水激振动病害辨识技术表现出更好的工程适应性和辨识准确性。③相较于卷筒受水激振动的实测样本集,BP 神经网络辨识模型的预测值偏差较显著,其相对误差( $R_{RE}$ )随着预测时间的增大也表现出明显的增大趋势,表现辨识信息的反馈迟钝,甚至信息预测超调引起数据发散、波动失准;GA-BP 神经网络辨识模型的预测值更好贴合实测样本集,且相对误差( $R_{RE}$ )随着预测时间的增大表现稳定,呈现较好的辨识信息灵敏度和趋势预测准确性。

## 4 结论

a. 相较于卷筒主轴受水激振动的实测样本集,人工神经网络算法对水激振动病害特征的辨识性能整体较好,水激振动病害的特征信息辨识和趋势预测均呈现较好的同步回归特性。

b. 相对于 BP 神经网络模型,GA-BP 神经网络模型的预测值能够更好贴合实测样本集,且相对误差( $R_{RE}$ )随着预测时间的增大表现稳定,呈现较好的辨识信息灵敏度和趋势预测准确性,具备更好的工程适应性,可为工程减害运行和防范重大险病提供关键技术支撑。

### 参考文献:

[1] 马斌,郭乙良. 水工闸门振动研究现状及发展趋势[J]. 水利水运工程学报, 2019(2): 55-64.  
 [2] XU C, LIU J L, ZHAO C L, et al. Dynamic fail-

- ures of water controlling radial gates of hydro-power plants: Advancements and future perspectives[J]. Engineering failure analysis, 2023, 148: 107168.
- [3] TIELEMAN O C, HOFLAND B, TSOUVALAS A, et al. A fluid-structure interaction model for assessing the safety of flood gate vibrations due to wave impacts[J]. Coastal engineering, 2021, 170: 104007.
- [4] YE F, HU Z J. Robust load frequency control of interconnected power systems with back propagation neural network-proportional-integral-derivative-controlled wind power integration[J]. Sustainability, 2024, 16(18): 8062.
- [5] CHEN Y. Application of the BP neural network algorithm to the ultimate bearing capacity test of building structures[J]. Journal of computational methods in sciences and engineering, 2024, 24(3): 1759-1770.
- [6] WAN X Y, TANG Y J, LIU S. Application and research of mine safety management strategy based on the BP network model[J]. International journal of high speed electronics and systems, 2024: 2540038.
- [7] 周良, 王华伟, 许珊珊, 等. 基于 GA 优化 BP 算法的滑油状态监测[J]. 航空发动机, 2022, 48(5): 137-142.
- [8] WANG Y S, XIN B, LI J T, et al. Surface roughness prediction model and surface topography analysis of 2. 5D-Cf/SiC in two-dimensional ultrasonic assisted grinding based on GA-BP neural network[J]. Tribology international, 2025, 201: 110272.
- [9] KIRANKUMAR K R, KUMAR G N, KAMATH N, et al. Experimental investigation and optimization of performance, emission, and vibro-acoustic parameters of SI engine fueled with n-propanol and gasoline blends using ANN-GA coupled with NS-GA3-modified TOPSIS hybrid approach[J]. Energy, 2024, 306: 132521.
- [10] LI Y P, JIA M, CHANG Y C, et al. Parametric study and optimization of a RCCI (reactivity controlled compression ignition) engine fueled with methanol and diesel[J]. Energy, 2014, 65: 319-332.

## Research on Identification Technology of Hydrodynamic Excitation Disease of Gate

GAO Jian-wei<sup>1</sup>, ZHU Jia<sup>1</sup>, LI Jun-jie<sup>2</sup>, SHEN Wen-jie<sup>1</sup>, HE Qiu<sup>1</sup>, CHEN Yong<sup>1</sup>,  
JIANG Qing-lin<sup>2</sup>, GUO Jian-bin<sup>2</sup>

(1. East China Tongbai Pumped Storage Power Generation Corporation Limited, Hangzhou 310000, China;

2. School of Electrical and Power Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

**Abstract:** Affected by hydrodynamic excitation and other factors, the opening-closing operation of hydraulic gates exhibits multi-field coupling effects and complex nonlinear dynamic characteristics, leading to difficulties in identifying equipment safety states. Test data of gate operation demonstrate that artificial neural network algorithms can identify hydrodynamic excitation disease features and accurately predict its development trends. To address this, BP and GA-BP neural networks were employed to construct identification and prediction models for hydrodynamic excitation disease. These models were applied to identify and forecast the effective values of reel vibration, with model performance evaluated using metrics including Relative Error ( $R_{RE}$ ), Mean Absolute Percentage Error ( $M_{MAPE}$ ), and Root Mean Square Error ( $R_{RMSE}$ ). Compared to the BP model, the results indicate that the GA-BP model achieves reductions of 20.77% in  $R_{RE}$ , 4.74% in  $M_{MAPE}$ , and 6.27% in  $R_{RMSE}$ , demonstrating superior fitting to measured samples and enhanced stability with extended prediction durations, thus providing critical technical support for engineering risk mitigation and hazard prevention.

**Key words:** hydraulic gate; GA-BP neural network; engineering safety; winch opening and closing operation; hydrodynamic excitation disease

\*\*\*\*\*  
(上接第 211 页)

## Research on Refined Scheduling of Cascade Reservoirs in Drawdown Period in the Lower Reaches of Jinshajiang River

WANG Li-dong<sup>1</sup>, MAO Yu-xin<sup>1</sup>, XIAO Wan<sup>2</sup>, WANG Xiang<sup>1</sup>, YUAN Xiao-hui<sup>2</sup>, WANG He-yu<sup>1</sup>

(1. China Yangtze Power Co., Ltd., Yichang 443002, China;

2. School of Civil and Hydraulic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** Aiming at the optimal dispatching problem of cascade hydropower stations in the lower reaches of the Jinshajiang River during the drawdown period, based on the analysis of the reservoir water balance, water level, discharge flow rate, and unit output, a daily-scale refined scheduling model was established by maximizing the total power generation of cascaded reservoirs and considering the actual scheduling requirements. The model was solved using the DPSA-POA algorithm. The effectiveness of the model and solution method was verified by the actual case. The results show that the proposed scheduling model can make full use of water resources and maximize the power generation in the drawdown period under the premise of ensuring the safe operation of each reservoir. Thus, it provides theoretical basis and technical support for the refined scheduling management of the cascaded reservoirs.

**Key words:** cascaded reservoirs; lower reaches of the Jinshajiang River; drawdown period; day-scale refined scheduling