

基于 IGA - BPNN 的水电站厂房振动响应预测

陈金泉^{1,2}, 王海军^{1,2}, 刘娟莉³, 刘通³, 梁超^{1,2}

(1. 天津大学 水利工程仿真与安全国家重点实验室, 天津 300350; 2. 天津大学 建筑工程学院, 天津 300350;
3. 雅砻江流域水电开发有限公司 二滩水力发电厂, 四川 攀枝花 617000)

摘要:为实现水电站厂房结构振动的整体运行状态智能预测,解决多振源耦合与振动响应随机性等问题,以某一河床式水电站厂房振动响应为例,提出了一种基于 IGA - BPNN 的水电站厂房振动响应预测模型。首先利用 IGA 对 BPNN 初始权重值和阈值进行优化,充分发挥 IGA 高效并行、全局搜索的特点,再通过 BPNN 网络训练得到结构振动位移预测值。原型观测实例表明,测点振动位移预测值的最大相对误差不超过 11%; IGA - BPNN 模型与其他模型相比,在预测精度和收敛性能等方面有了明显提升,说明该预测方法有效,可为其他类型水电站的振动研究提供参考。

关键词:河床式水电站; 厂房振动响应预测; 改良遗传算法; BP 神经网络; 振动响应

中图分类号:TV312

文献标识码:A

文章编号:1672-643X(2022)03-0163-06

Vibration response prediction of a hydropower station based on IGA - BPNN

CHEN Jinquan^{1,2}, WANG Haijun^{1,2}, LIU Juanli³, LIU Tong³, LIANG Chao^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300350, China;
2. School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China; 3. Ertan Hydropower Plant,
Yalong River Hydropower Development Co., Ltd., Panzhihua 617000, China)

Abstract: In order to achieve intelligent prediction of the overall operation conditions of the hydropower plant structure vibration and solve the problems of the coupling of multiple vibration sources and randomness of vibration response, we proposed a prediction model based on improved genetic algorithm - back propagation neural network (IGA - BPNN) to study the powerhouse vibration response of a riverbed hydropower station. Firstly, the initial weight values and thresholds of BPNN are optimized by IGA, which is characterized by the advantages of efficient parallelism and global search, and then the predicted values of structural vibration displacement are procured by training the BPNN network. The prototype observation example shows that the maximum relative error of the predicted vibration displacements at the measurement points does not exceed 11%; the IGA - BPNN model is significantly superior to other models in terms of prediction accuracy and convergence performance, indicating that the prediction method is effective and feasible. This study can provide a reference for vibration research of other types of hydropower plants.

Key words: riverbed hydropower station; plant vibration response prediction; improved genetic algorithm (IGA); back propagation neural network (BPNN); vibration response

1 研究背景

水电站厂房结构振动问题特别复杂,在机械、电磁和水力多振源激励下,水轮发电机组和厂房结构组成的振动系统表现出不确定性、非线性和联动

性^[1-2]。作为水能与电能的转换结构,水电站厂房安全问题一直是研究者重点关注的对象^[3]。开展现场振动测试可以精确地掌握厂房的振动状态,但长期观测成本高昂,因此可利用已有测点振动信息对厂房结构振动响应进行预测,从而实现水电站厂

收稿日期:2021-09-23; 修回日期:2022-03-01

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFC0401905);天津市自然科学基金项目(18JCYBJC22300)

作者简介:陈金泉(1997-),男,贵州安顺人,硕士研究生,研究方向为水利水电工程。

通讯作者:王海军(1978-),男,江西萍乡人,博士,教授,研究方向为水利水电工程。

房结构振动的智能监测^[4-5]。目前的相关研究主要是采用不同算法,对厂房结构振动的位移和加速度进行预测分析。比如,林咸志等^[6]将遗传算法与自适应神经模糊推理系统相结合,对边坡滑坡体进行了预测;王树威等^[7]建立了混沌-BPNN等维递补模型,在补充新信息的同时剔除了老数据,缩短了训练时间;马斌等^[8]基于乌东德水电站水弹性模型试验,建立BP神经网络对泄洪诱发的边坡和基岩振动进行了预测;王海军等^[9]基于AVMD和BSA-KELM预测得到了厂房结构振动的时程曲线;Misevičius等^[10]提出了一种求解二次指派问题的混合遗传分层算法,验证了其具有优良性能;徐卫亚等^[11]考虑了降雨和库水位等因素,建立LM-BP和SVR模型对水电站测点变形进行了预测分析。Xia等^[12]提出了一种基于遗传算法和蚁群算法的一维线切割算法,该算法收敛速度快,数据利用率高。但关于河床式水电站厂房结构振动的研究较少,此类水电站厂房上游面直接挡水,承受水压力,同时作为机组的支撑结构,受多振源作用,在泄洪闸门开闸泄流时,还受尾水绕流作用的影响,其振动体系更具有研究意义。

基于上述问题,本文依托某一河床式水电站原型观测数据,提出了一种基于IGA(improved genetic algorithm,改良遗传算法)-BPNN(back propagation neural network, BP神经网络)的水电站厂房振动响应预测模型。原型观测实例表明,该预测模型的精度明显高于普通BPNN模型,与GA-BPNN模型对比,IGA-BPNN模型由于对普通遗传算法做了改进,其预测精度与速度也有所提高,可满足实际工程使用的要求。

2 改良遗传算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)是人类效仿自然界生物进化机制衍生出来的一种优化算法,具有全局概率搜索且高效并行的特点,广泛应用于组合优化类问题的求解^[13]。但普通GA需要预设互换、变异操作概率,容易受人为主观因素的影响,另外在进行选择操作时,会存在某些个体适应度高于平均群体适应度而被大量复制的情况,即出现“近亲繁殖”的现象,将会造成算法早熟收敛问题^[14]。

基于此,本文引入了自适应互换、变异机制加以改良,可在群体进化过程中动态调整互换、变异操作概率,克服了人为预设互换、变异操作概率这一缺点。其基本原理是:根据个体适应度与群体整体适

应度的相对大小关系,在群体进化过程中动态调整互换、变异操作概率,在保证群体多样性的基础上,保护优质解的结构不被破坏,从而提高了算法的寻优性能^[15-17]。

2.1 自适应互换策略

互换操作中的互换概率 P_c 对遗传算法的寻优性能有着重要影响,若 P_c 值过大,将会造成染色体适应度变化幅度较大;若 P_c 值过小,将会造成搜索缓慢甚至算法早熟。为减轻预设互换概率的影响,基于自动调整适应外部环境变化的思想,引入自适应互换概率,其计算公式如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c \min} + \frac{(P_{c \max} - P_{c \min})(F_a - F_c)}{F_{\max} - F_a} & F_c \leq F_a \\ P_{c \min} & F_c > F_a \end{cases} \quad (1)$$

式中: F_c 为个体适应度; $F_{\max}$ 为最大群体适应度; F_a 为平均群体适应度; $P_{c \max}$ 为最大互换概率; $P_{c \min}$ 为最小互换概率。自适应互换策略可根据个体适应度与群体整体适应度的相对大小,实现互换概率的自适应调整。当 $F_c > F_a$ 时,以最小概率 $P_{c \min}$ 对子代染色体进行扰动,尽可能地保护优质个体;当 $F_c \leq F_a$ 时, P_c 随着个体适应度减小而靠近 $P_{c \max}$ 。

2.2 自适应变异策略

与互换概率类似,变异概率 P_m 取值是否恰当也会主导寻优结果的好坏。自适应变异概率公式如下:

$$P_m = \begin{cases} P_{m \min} + \frac{(P_{m \max} - P_{m \min})(F_a - F_c)}{F_{\max} - F_a} & F_c \leq F_a \\ P_{m \min} & F_c > F_a \end{cases} \quad (2)$$

式中: $P_{m \max}$ 为最大变异概率; $P_{m \min}$ 为最小变异概率。与互换概率 P_c 的改进相近,当 $F_c > F_a$ 时,以最小概率 $P_{m \min}$ 对子代染色体进行扰动,尽可能地保护优质染色体;当 $F_c \leq F_a$ 时, P_m 随着个体适应度减小而靠近 $P_{m \max}$,经自适应变异操作形成新群体。

3 IGA 优化算法函数测试

为了验证IGA的优化效果,根据上文介绍的自适应互换和变异策略原理自编程序,选用业内常用的Sphere、Three-hump Camel(TC)、Griewank和Schaffer函数作为输入进行函数测试。

(1) Sphere 函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (3)$$

函数定义域为: $-100 \leq x_i \leq 100$, 在 $(0, 0, \dots, 0)$ 处取得全局最小值为 0。

(2) Three-hump Camel 函数

$$f(x) = 2x_i^2 - 1.05x_i^4 + \frac{x_i^6}{6} + x_ix_{i+1} + x_{i+1}^2 \quad (4)$$

函数定义域为: $-5 \leq x_i \leq 5, -5 \leq x_{i+1} \leq 5$, 在 $(0, 0)$ 处取得全局最小值为 0。

(3) Griewank 函数

$$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1 \quad (5)$$

函数定义域为: $-600 \leq x_i \leq 600$, 在 $(0, 0, \dots, 0)$ 处取得全局最小值为 0。

(4) Schaffer 函数

$$f(x) = 0.5 + \frac{\{[\sin(\sum_{i=1}^n x_i^2)]^2 - 0.5\}^2}{(1 + 0.001 \sum_{i=1}^n x_i^2)} \quad (6)$$

函数定义域为: $-2.048 \leq x_i \leq 2.048$, 在 $(0, 0, \dots, 0)$ 处取得全局最小值为 0。

测试计算结果如表 1 所示。

表 1 各函数的测试结果分析

函数	最差精度		最优精度		平均精度		平均耗时/s	
	GA	IGA	GA	IGA	GA	IGA	GA	IGA
Sphere	0.056	0.004	7.7×10^{-4}	5.4×10^{-5}	8.1×10^{-3}	4.7×10^{-4}	1.25	0.44
TC	0.43	0.012	2.3×10^{-3}	4.1×10^{-5}	0.084	2.6×10^{-4}	6.47	3.56
Griewank	0.85	0.069	0.034	6.9×10^{-4}	0.12	7.8×10^{-3}	11.12	4.18
Schaffer	1.29	0.127	0.052	1.3×10^{-3}	0.38	0.023	23.86	15.24

由表 1 可以看出,从计算复杂度较低的单峰函数到复杂度较高的多峰函数,IGA 的全局搜索和优化表现均优于 GA,平均耗时短,克服了普通 GA 适应度函数收敛速度慢的缺点,也从侧面验证了该算法具有良好的鲁棒性。

4 基于 IGA - BPNN 的预测模型

BPNN 各层由权重值和阈值相连接,网络训练的过程实际上就是调整网络权重值和阈值这两个参数的过程。BPNN 训练结果的好坏很大程度上取决于初始权重值和阈值的质量,单一的 BPNN 模型需要预设这两个初始参数,极易受主观经验影响,引入 IGA 对 BPNN 的初始权重值和阈值进行优化,充分发挥 IGA 高效并行、全局搜索的特点,建立基于 IGA - BPNN 的预测模型,解决了 BPNN 之前存在的训练参数难确定、精度差、效率低等问题。具体操作流程如图 1 所示。

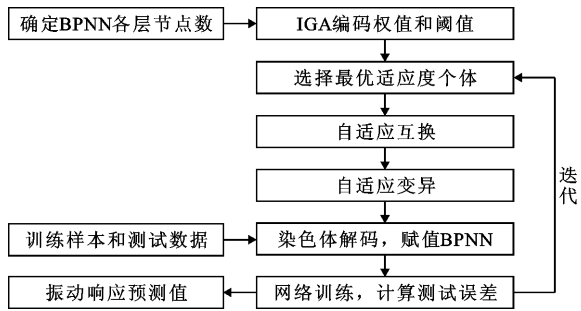


图 1 基于 IGA - BPNN 的振动响应预测模型运行流程图

5 实例分析

结合某一河床式水电站工程实例,运用基于 IGA - BPNN 的预测模型对其结构振动响应进行预测研究。原型观测采用 DP 型低频位移振动传感器,采样频率为 200 Hz,采样时长为 300 s,将原型观测数据经过降噪、滤波处理后得到的位移双幅值作为预测模型的输入数据,测试工况选取 4 孔泄洪闸开度相同、4[#]机组负荷在 60 ~ 120 MW 的稳定运行区间,工况信息与各测点位移双幅值数据如表 2、3 所示,水电站厂房结构及机组测点布置如图 2 所示。

5.1 预测模型创建

分析表 2、3 数据可知,工况 1 ~ 4 泄洪闸 4 个闸门开度保持不变、4[#]机组稳定运行负荷从 60 MW 逐步上升到 120 MW 时,机组厂房结构观测部位的振动位移基本呈增大趋势,其中横河向振动位移变化最明显;分别从工况 2、5、8 和工况 3、6 以及工况 4、7 来看,当 4[#]机组稳定运行负荷相同、4 个闸门开度从 4.7 m 增至 6.0 m 时,机组厂房结构观测部位的振动位移也大致呈增大趋势,其中厂房结构的振动位移变化最明显;无论是机组负荷增大还是闸门开度增大的工况,均存在个别部位振动位移先增大后减小或者先减小后增大的现象,这也验证了前文提到的厂房结构振动体系具有的随机性、非线性特点,说明所取数据具有代表性。

表2 厂房结构振动响应测试工况

工况序号	4孔泄洪闸闸门开度/m				4#机组负荷/ MW	备注
	1#	2#	3#	4#		
1	4.7	4.7	4.7	4.7	60	稳定运行时间5 min后
2	4.7	4.7	4.7	4.7	80	稳定运行时间5 min后
3	4.7	4.7	4.7	4.7	100	稳定运行时间5 min后
4	4.7	4.7	4.7	4.7	120	稳定运行时间5 min后
5	5.0	5.0	5.0	5.0	80	稳定运行时间5 min后
6	5.0	5.0	5.0	5.0	100	稳定运行时间5 min后
7	5.0	5.0	5.0	5.0	120	稳定运行时间5 min后
8	6.0	6.0	6.0	6.0	80	稳定运行时间5 min后

表3 各工况厂房结构观测部位振动位移双幅值数据

观测部位	位移方向	工况序号							
		1	2	3	4	5	6	7	8
定子基础	顺河向	13.23	13.22	12.54	12.34	12.58	12.58	15.35	12.80
	横河向	4.34	4.64	4.67	4.51	5.07	4.77	4.80	5.01
	垂向	4.50	4.49	4.15	4.40	4.87	5.01	5.47	5.80
下机架基础	顺河向	12.97	12.70	11.22	14.08	13.28	13.05	15.26	15.03
	横河向	8.43	9.31	9.57	9.12	8.05	9.19	9.77	10.91
	垂向	12.74	12.32	12.86	11.14	11.52	11.10	11.52	10.11
顶盖	顺河向	13.53	16.05	14.78	13.45	13.68	16.50	14.75	15.92
	横河向	17.09	17.74	18.43	21.32	21.59	23.23	17.62	20.41
	垂向	10.59	9.51	10.41	9.37	9.52	11.29	11.51	10.22
下机架	横河向	35.83	38.94	43.87	58.62	36.93	42.27	64.82	43.95
	垂向	77.74	72.71	83.85	96.36	49.10	58.52	99.98	90.90
定子	径向	6.45	6.41	6.56	6.94	6.18	7.44	7.93	7.74

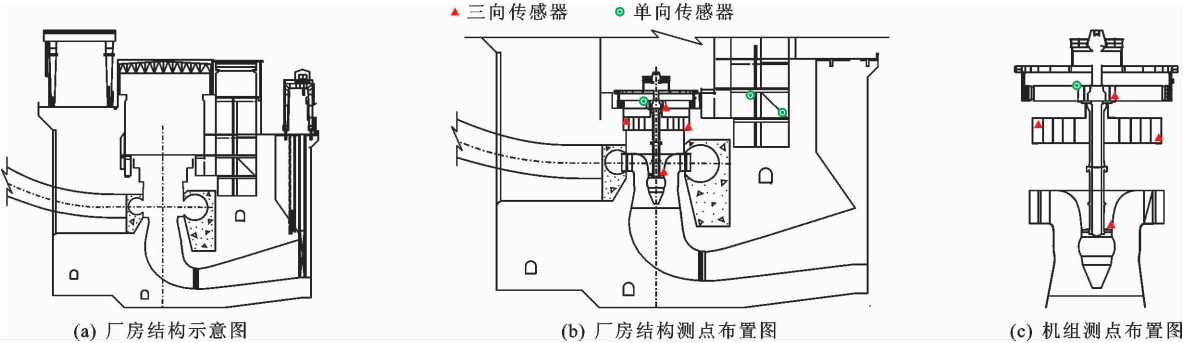


图2 实例河床式水电站厂房结构及振动测点布置

IGA – BPNN 模型的输入、输出节点数量由训练样本的特征维数决定。河床式水电站厂房上游面直接挡水,在泄洪闸开闸泄洪时,受到尾水绕流的影响,同时又作为机组的支撑结构,受到多振源的直接作

用。故选取最能代表厂房机组耦合振动情况的定子基础、下机架基础、顶盖等部位的原型观测数据作为输入,输入层节点数为12,选取其中的定子基础和下机架基础部位的振动位移作为输出,输出层节点数为

4. 根据经验公式^[18],隐藏层节点数确定为 2。

通过预处理将数据分为训练与测试两部分。训练数据用于模型的创建及神经网络的训练,测试数据则用来核验预测模型的结果和误差分析。其中检验测试数据随机采用工况 7 相对应的数据,训练数据采用其他工况相对应的数据。模型参数设置见表 4,其中训练次数、进化次数、群体大小等参数的设置

是在参照类似应用遗传算法和神经网络研究的基础上,经试算比较后确定^[16-17]。

5.2 预测结果分析

IGA – BPNN 与 GA – BPNN 目标函数值随迭代次数的变化如图 3 所示,水电站厂房结构预测所选部位振动位移的不同模型预测结果及分析如图 4 和表 5 所示。

表 4 厂房结构振动位移各预测模型参数设置

模型	群体大小	进化次数	互换概率	变异概率	训练次数	学习率	训练目标
BPNN					100	0.01	1×10^{-5}
GA – BPNN	20	100	0.5	0.2	100	0.01	1×10^{-5}
IGA – BPNN	20	100	max = 0.6 min = 0.2	max = 0.3 min = 0.1	100	0.01	1×10^{-5}

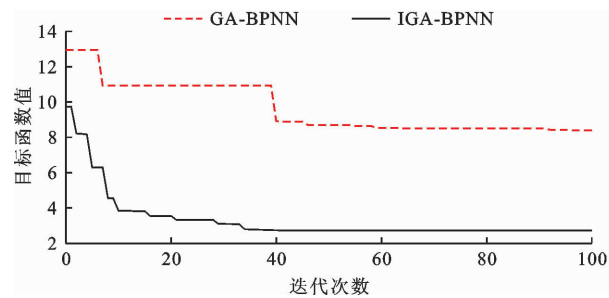


图 3 IGA – BPNN 与 GA – BPNN 目标函数值随迭代次数的变化

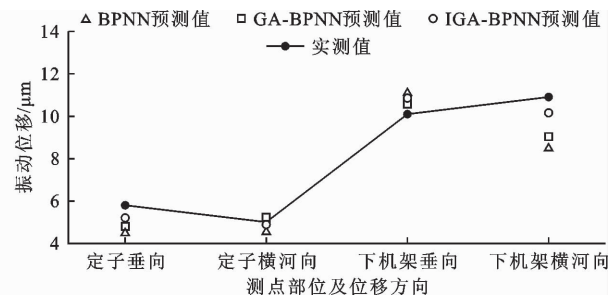


图 4 厂房结构预测所选部位振动位移的不同模型预测结果与实测值比较

表 5 厂房结构预测所选部位振动位移的不同模型预测结果分析

测点位置	位移方向	实测值	BPNN 模型		GA – BPNN 模型		IGA – BPNN 模型	
			预测值/ μm	相对误差/ %	预测值/ μm	相对误差/ %	预测值/ μm	相对误差/ %
定子基础	垂向	5.80	4.72	-18.62	4.98	-14.14	5.21	-10.17
	横河向	5.01	4.74	-5.39	4.67	-6.79	4.89	-2.40
下机架基础	垂向	10.11	12.07	19.39	11.87	17.41	10.86	7.42
	横河向	10.91	9.20	-15.67	9.54	-12.56	10.17	-6.78

由图 3 可知,IGA 不仅可以更快速地找到网络最优权重值和阈值,而且寻优结果的质量优于 GA。由图 4 和表 5 中的预测结果可知,基于 IGA – BPNN 预测模型的精度显著高于 BPNN 和 GA – BPNN 预测模型。IGA – BPNN 模型的预测位移值均不超过 0.15 mm,根据最新的水电站厂房设计规范^[19],针对机墩这类特殊结构,其振动位移的控制标准是竖向振幅小于 0.15 mm,水平横向与扭转振幅之和小于 0.20 mm,预测结果全部满足规范要求。结构振动位移实测最大值为 1.09×10^{-2} mm,模型预测相

对误差均小于 11%,即模型预测最大误差绝对值不超过 1.20×10^{-3} mm,仅为规范要求数值的 0.81%,故可用于实际水电站厂房振动响应预测。

由于遗传算法和神经网络属于概率型算法,每次寻优结果会有些许不同。通过决定系数 R^2 、平均绝对误差 MAE 以及均方根误差 RMSE 从不同维度来衡量实际预测效果,一般来说决定系数 R^2 的大小可以反映出预测值与实测值的相关性,即 R^2 越大,则两者的相关性越好;预测精度直接与 MAE 和 RMSE 呈负相关,即 MAE 和 RMSE 越小,则预测精度

越高。各模型预测结果的统计计算分析见表 6。

表 6 各模型预测结果的统计计算分析

预测模型	平均计算历时/s	R^2	MAE/ μm	RMSE/ μm
BPNN	0.36	0.58	1.31	1.68
GA-BPNN	58.01	0.78	1.01	1.21
IGA-BPNN	0.67	0.84	0.86	1.05

由表 6 可知,3 种模型预测结果的 R^2 均大于 0.55,其中 GA-BPNN 和 IGA-BPNN 模型预测结果的 R^2 较 BPNN 模型有较大提升,说明利用 GA 对 BPNN 的权重值和阈值进行优化可以显著改良预测模型;通过对比 GA-BPNN 模型与 IGA-BPNN 模型的统计参数表明,对普通 GA 进行改进有利于提高整个预测模型的性能。从误差来看,IGA-BPNN 模型的预测效果是最优的;从计算历时来看,IGA-BPNN 模型在提高预测精度的前提下,所消耗的平均计算时间远小于 GA-BPNN 模型,且计算代价相较于 BPNN 模型也增加不大。

6 结 论

针对水电站厂房结构振动智能监测问题,提出一种基于 IGA-BPNN 的水电站厂房结构振动响应预测模型,通过在工程实例中的应用与分析,主要得出以下结论:

(1)在遗传算法的基础上,使用自适应互换和变异策略克服了普通 GA 适应度函数收敛速度慢、泛化能力差等缺点,寻优能力更好,提高了水电站厂房结构振动响应的预测精度。

(2)IGA-BPNN 模型在 BPNN 的基础上引入 IGA 对参数进行优化,获取的连接网络权重值和阈值优于普通遗传算法,使模型预测精度有所提高。对某河床式水电站建立了 IGA-BPNN 预测模型,预测最大相对误差小于 11%;该模型比 BPNN、GA-BPNN 模型具有更好的预测精度与收敛性能。

参考文献:

[1] 练继建,王海军,秦亮.水电站厂房结构研究[M].北京:中国水利水电出版社,2007.
[2] 马震岳,董毓新.水电站机组及厂房振动的研究与治理[M].北京:中国水利水电出版社,2004.

[3] 欧阳金惠,耿峻,许亮华,等.某大型抽水蓄能电站厂房强烈振动原因分析与减振措施研究[J].水利学报,2019,50(8):1029-1037.
[4] 崔琦.大型抽水蓄能电站地下厂房结构振动测试与分析[D].武汉:武汉大学,2019.
[5] 宋志强,耿聃,苏晨辉,等.基于改进萤火虫算法优化 BP 神经网络的水电站厂房振动预测[J].振动与冲击,2017,36(24):64-69.
[6] 林威志,薛涛,余鹏,等.基于 GA-ANFIS 的边坡稳定性评价[J].中国工程科学,2011,13(3):77-81.
[7] 王树威,李建林,崔延华,等.混沌理论与 BPNN 耦合的径流中长期预测模型[J].水资源与水工程学报,2021,32(3):73-79.
[8] 马斌,余鑫,郭乙良.乌东德水电站泄洪减振水弹性模型试验研究[J].水力发电学报,2020,39(1):110-120.
[9] 王海军,许松,陆建宏,等.基于 AVMD 和 BSA-KELM 的水电站厂房结构振动预测研究[J].水资源与水工程学报,2020,31(6):168-173+179.
[10] MISEVIČIUS A, VERENĖ A. A hybrid genetic-hierarchical algorithm for the quadratic assignment problem[J]. Entropy, 2021, 23(1): 108.
[11] 徐卫亚,徐伟,闫龙,等.基于 LM-BP 和 SVR 的倾侧变形体变形预测[J].河海大学学报(自然科学版),2021,49(1):64-69.
[12] XIA Xin, WAN Defu. Optimization of one-dimensional wire cutting with variable length based on genetic ant colony algorithm[C]// MATEC Web of Conferences, 2021.
[13] HOLLAND J H. Genetic algorithms and adaptation[M]. New York: Springer US, 1984.
[14] DING L, LUO Y J, WANG Y Y, et al. Improved method of hybrid genetic algorithm[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 556-562: 4014-4017.
[15] 郭晓金,郭彩杏,柏林江.采用半初始化和概率扰动策略改进的遗传算法[J].计算机应用研究,2019,36(12):3670-3673.
[16] 李湛.基于改进遗传算法的城市绿地维护路径优化研究[D].天津:天津大学,2017.
[17] 吴凡,杨冰,洪思.基于改进遗传算法的应急车辆调度研究[J].数学的实践与认识,2021,51(18):10-23.
[18] 张以文,郭海帅,涂辉,等.基于随机隐含层权值神经网络的瓦斯浓度预测[J].计算机工程与科学,2019,41(4):699-707.
[19] 国家能源局.水电站厂房设计规范:NB 35011-2016[S].北京:中国电力出版社,2016.