

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.03.007

基于改进遗传算法-反向传播神经 网络的升降机健康评价研究^{*}

高宗帅¹, 郜 涛^{1*}, 徐伟雄¹, 王莉静²

(1. 天津工业大学 机械工程学院, 天津 300387; 2. 天津城建大学 控制与机械工程学院, 天津 300384)

摘要:针对施工升降机安全问题,基于专家调查法、ReliefF 算法与 Pearson 相关系数法,建立了升降机的健康评价指标体系。引用层次分析法计算了各健康指标的权重,基于三角模糊数对施工升降机的健康等级进行了划分;分析了粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、狼群算法(wolf pack algorithm, WPA)与改进遗传算法(improved genetic algorithm, IGA)对 5 个测试函数的计算,发现 IGA 具有更高的精确度与收敛速度;提出了一种基于改进的遗传算法-反向传播神经网络(improved genetic algorithm-back propagation neural network, IGA-BPNN)的施工升降机健康评价模型;基于 IGA 提出了一种自适应的交叉概率和变异概率计算策略,提高了 GA 寻找全局最优解的能力;用 IGA 对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行了优化,形成了 IGA-BPNN 模型;分别用 GA-BPNN 与 IGA-BPNN 算法对施工升降机的健康等级进行了预测判断。研究结果表明:与 GA-BPNN 算法相比,IGA-BPNN 算法在升降机的健康等级预测方面具有更高的正确率和精度。

关键词:施工升降机;三角模糊数;健康评价指标体系;改进遗传算法;BP 神经网络

中图分类号:TH211.6

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)03-0313-06

Elevator safety assessment based on IGA-BPNN

GAO Zong-shuai¹, XI Tao¹, XU Wei-xiong¹, WANG Li-jing²

(1. School of Mechanical Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 2. School of Control and Mechanical Engineering, Tianjin Chengjian University, Tianjin 300384, China)

Abstract: Aiming at the safety problems of construction elevators, a health evaluation index system was established based on expert investigation method, ReliefF and Pearson. The weight of each health indicator was calculated by analytic hierarchy process, and the health grade of construction elevators was divided based on triangular fuzzy number. The analytical calculations of 5 test functions with Particle Swarm Optimization (PSO), Wolf Pack Algorithm (WPA) and Improved Genetic Algorithm (IGA) were compared. It was found that IGA has higher accuracy and convergence speed. A health assessment model for construction elevators was presented to solve those problems based on improved genetic algorithm-back propagation neural network (IGA-BPNN). An adaptive cross probability and mutation probability calculation strategy was proposed by IGA, which improved the ability of GA to find the global optimal solution. IGA was used to optimize the initial weights and thresholds of the BP neural network to form the IGA-BPNN model. GA-BPNN and IGA-BPNN were used to predict and judge the health level of construction elevators. The results indicate that the IGA-BPNN algorithm has higher accuracy and precision in predicting the health level of the elevator.

Key words: construction elevators; triangular fuzzy number; health assessment index system; improved genetic algorithm(IGA); BP neural network

收稿日期:2020-07-16

基金项目:国家科技重大专项子课题资助项目(2019zx04005-001-014);天津市自然科学基金资助项目(15JC4JC59800)

作者简介:高宗帅(1994-),男,江苏连云港人,硕士研究生,主要从事检测技术与自动化装置、模式识别与智能控制系统方面的研究。E-mail:gaozongshuai@126.com

通信联系人:郜涛,男,博士研究生,副教授。E-mail:xitao@sina.com

0 引言

由于施工升降机的作业环境恶劣,组装拆卸频繁,缺少完善的健康评价模型等原因,施工升降机事故屡见不鲜,升降机健康问题成为建筑行业亟待解决的重要问题之一。

在健康评价领域,主要的方法有故障树^[1]、层次分析^[2]、贝叶斯网络^[3]等。国内外对施工升降机的健康状态鲜有预测分析,大都研究机械故障、电气系统故障及振动的原因,并不能从源头上消除安全隐患。

BP 神经网络具有较强的非线性映射能力和复杂的逻辑运算能力^[4-8],但 BP 神经网络的全局搜索能力相对较弱,且易出现局部极值及收敛速度慢现象,影响 BP 神经网络的计算效率及预测精度^[9,10]。

为了提高 BP 神经网络的全局搜索能力,本文提

出基于改进遗传算法-反向传播神经网络(IGA-BPNN)的健康评价模型,使评价结果更靠近全局最优,从而提高算法的准确率与收敛速度,为相关人员对施工升降机的健康等级预测分析提供理论指导。

1 升降机健康评价指标模型构建

1.1 健康指标体系建立

基于专家调查法,笔者从人-机-环境系统工程出发,综合考虑人-机-环境 3 大要素对施工升降机健康运行的影响,建立了一套施工升降机健康评价指标体系。其中,监测参量部分采用 ReliefF 算法^[11]与 Pearson 相关系数法^[12],从 34 个监测参量中挑选出平均重要度较大的作为健康指标。

施工升降机健康评价指标体系如图 1 所示。

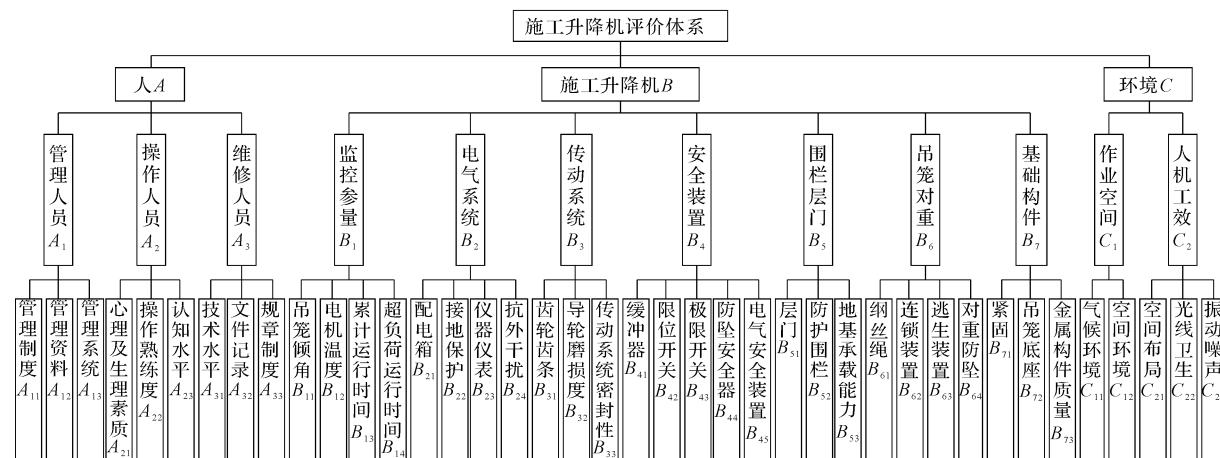


图 1 施工升降机健康评价指标体系

此处,笔者随机选取不同施工现场 7 组施工升降机的历史数据作为 ReliefF 算法的输入,经计算得到各

个监控参量的平均重要度(average importance, AI)。

监测参量平均重要度如表 1 所示。

表 1 监测参量平均重要度

序号	AI												
1	0.39	6	0.3	11	0.4	16	0.42	21	0.2	26	0.22	31	0.39
2	0.27	7	0.3	12	0.55	17	0.31	22	0.2	27	0.61	32	0.12
3	0.28	8	0.29	13	0.47	18	0.39	23	0.19	28	0.62	33	0.18
4	0.28	9	0.46	14	0.45	19	0.39	24	0.28	29	0.39	34	0.09
5	0.29	10	0.6	15	0.43	20	0.42	25	0.26	30	0.38		

ReliefF 算法在进行特征筛选时,处理结果包含部分冗余参量^[13]。此处采用 Pearson 相关系数来分析参量的内部联系,根据文献[14]将相关系数的阈值设置为 0.9;经过相关性处理,最终共筛选出的 4 个监测参量作为健康指标,分别是吊笼倾角、电机温度、累计运行时间、超负荷运行时间。

1.2 健康指标的权重分析

此处笔者基于层次分析法,来计算各级指标的权重。Ⅱ-I 级各指标权重如表 2 所示。

Ⅲ-II 级各指标权重如表 3 所示。

表2 III-II级各指标权重

II	III								
A_1	A_{11} 0.428 6	A_2	A_{21} 0.104 7	A_3	A_{31} 0.637 0	B_3	B_{31} 0.637 0	C_1	B_{51} 0.258 3
	A_{12} 0.142 9		A_{22} 0.637 0		A_{32} 0.104 7		B_{32} 0.258 3		B_{52} 0.104 7
	A_{13} 0.428 6		A_{23} 0.258 3		A_{33} 0.258 3		B_{33} 0.104 7		B_{53} 0.637 0
B_1	B_{11} 0.580 6	B_2	B_{21} 0.229 6	B_6	B_{61} 0.152 4	B_4	B_{41} 0.054 2	C_2	C_{11} 0.500 0
	B_{12} 0.114 1		B_{22} 0.081 4		B_{62} 0.067 9		B_{42} 0.054 2		C_{12} 0.500 0
	B_{13} 0.049 9		B_{23} 0.607 7		B_{63} 0.389 9		B_{43} 0.126 0		C_{21} 0.258 3
B_7	B_{14} 0.255 4	B_7	B_{24} 0.081 4	B_7	B_{64} 0.389 9	B_4	B_{44} 0.243 2	C_2	C_{22} 0.104 7
	B_{71} 0.637 0		B_{72} 0.258 3		B_{73} 0.104 7		B_{45} 0.522 6		C_{23} 0.637 0

表3 II-I级各指标权重

I	II	I	II	I	II	I	II
A	A_1 0.081 0	B	B_1 0.251 7	B	B_4 0.251 7	C	B_7 0.096 3
	A_2 0.730 6		B_2 0.050 0		B_5 0.030 6		C_1 0.500 0
	A_3 0.188 4		B_3 0.223 3		B_6 0.096 3		C_2 0.500 0

1.3 基于三角模糊数的健康等级划分

此处笔者基于五标度法与三角模糊数(triangular fuzzy number, TFN)来描述施工升降机的健康等级。

设在论域 U 上的模糊集为 $Z = (a, b, c)$, 其中 $a \leq b \leq c$; 若 $\mu_Z(x) \in [0, 1]$ 是 x 在 Z 上的映射函数, 则称 $\mu_Z(x)$ 为三角模糊隶属函数, 其公式为:

表4 健康等级与模糊集

健康等级	I	II	III	IV	V
等级描述	极其健康	很健康	健康	良好	病态
Z	(95, 97.5, 100)	(75, 85, 95)	(25, 50, 75)	(5, 15, 25)	(0, 2.5, 5)

2 基于IGA-BPNN的健康评价模型

2.1 IGA与PSO、WPA的比较

笔者利用IGA对文献[15]中5个国际通用的标准测试函数进行求解,与标准PSO、WPA进行比较。

表5 3种算法对测试函数的寻优结果

函数名	IGA			PSO			WPA		
	方差	平均值	T	方差	平均值	T	方差	平均值	T
Sphere	1.3×10^{-86}	3.2×10^{-36}	495	3.7×10^{-9}	1.6×10^{-6}	1 001	4.1×10^{-57}	2.3×10^{-27}	1 230
Schwefel2.22	2.1×10^{-82}	1.3×10^{-40}	450	2.5×10^{-6}	4.2×10^{-3}	950	5.4×10^{-37}	3.7×10^{-19}	1 100
Griewank	0	2.6×10^{-27}	120	4.2×10^{-17}	3.7×10^{-8}	180	3.2×10^{-27}	2.5×10^{-13}	560
Ackley	0	0	195	5.3×10^{-9}	4.4×10^{-3}	310	2.2×10^{-9}	2.6×10^{-3}	430
Hartman	1.1×10^{-24}	3.4×10^{-11}	110	1.6×10^{-16}	3.1×10^{-8}	260	3.7×10^{-14}	3.4×10^{-6}	480

T—收敛时的迭代次数

从表5可得,相比PSO与WPA,IGA寻找到的最优值更加准确,且收敛速度最快。

2.2 改进的遗传算法

传统GA容易陷入局部最优、收敛速度慢的问题,本文基于传统GA提出了一种拥有更强全局搜索能力的IGA。本文的IGA提出了一种自适应的交叉概率和变异

$$\mu_Z(x) = \begin{cases} 0, & \text{其他} \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \end{cases} \quad (1)$$

健康等级与模糊集如表4所示。

3种算法对测试函数的寻优结果如表5所示。

为保证算法的公平性与准确性,3种算法的参数取值一致。设每个函数在对应的算法下独立运行50次,依次记录每次运行的最优值,并计算其平均值与方差。

2.2.1 染色体编码的设计

采用实数编码,染色体基因向量的维度由BP神经网络中权值和阈值的数量决定,公式如下:

$$X_i = (w_{11}, \dots, w_{ms}, w_{11}, \dots, w_{sn}, \alpha_1, \dots, \alpha_s, \beta_1, \dots, \beta_n) \quad (2)$$

式中: w —连接权值; α —隐含层阈值; β —输出层阈值。

2.2.2 适应度函数的确定

在 GA 中,个体的适应度值是评价个体表现优良的重要指标,假设第 i 个个体的适应度值为 F_i ,其对应的 BP 神经网络的均方误差为 $MSE(X_i)$,取适应度函数为:

$$F_i = MSE(X_i) \quad (3)$$

2.2.3 选择操作的设计

本文抛弃传统 GA 中的轮盘赌法,每个个体被选中的概率的公式为:

$$p_i = \frac{\frac{l}{F_i}}{\sum_{i=1}^N l}, i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

式中: F_i —第 i 个个体的适应度值; l —调节因子。

2.2.4 交叉操作的设计

(1) 交叉概率

本文提出一种自适应的交叉概率:对于表现较差的个体,适当增大该个体的交叉概率,对其基因结构进行优化;对于表现较好的个体,适当减小交叉概率,避免破坏优良的基因。另外,为了保证前期的种群多样性、搜索速度,后期的局部搜索能力、算法的收敛性以及避免在极值点出现震荡现象,这种交叉概率也应随着算法的迭代不断减小。

个体交叉概率的计算公式为:

$$p_{ci} = p_{cmax} - (p_{cmax} - p_{cmin}) \cdot \frac{t \cdot F_{min}}{T \cdot (F_i + F_{min})} \quad (5)$$

式中: t —算法当前的迭代次数; T —算法的总迭代次数; p_{ci} —第 i 个个体在第 t 次交叉时的概率; F_i —第 i 个个体的适应度值; F_{min} —种群当前表现最好的个体的适应度值; p_{cmax} —最大交叉概率,取值为 0.6; p_{cmin} —最小交叉概率,取值为 0.3。

(2) 交叉方式

第 i 个染色体 X_i 与第 j 个染色体 X_j 在第 k 位的交叉公式为:

$$\begin{cases} X_i^k = (1 - \vartheta)X_i^k + \vartheta X_j^k \\ X_j^k = (1 - \vartheta)X_j^k + \vartheta X_i^k \end{cases} \quad (6)$$

式中: ϑ —随机数,且 $0 \leq \vartheta \leq 1$ 。

2.2.5 变异操作的设计

(1) 变异概率

变异操作的目的是在算法迭代前期保证算法的全局搜索能力,在算法迭代后期保证算法的局部搜索能力和稳定性。

因此,此处个体进行变异操作的概率和进行交叉操作的概率在设计上是相同的,都是根据个体的适应度值及算法的迭代次数来决定概率的大小,计算公式为:

$$p_{mi} = p_{mmax} - (p_{mmax} - p_{mmin}) \cdot \frac{t \cdot F_{min}}{T \cdot (F_i + F_{min})} \quad (7)$$

式中: p_{mi} —第 i 个个体在第 t 次变异时的概率; p_{mmax} —最大变异概率,取值 0.005; p_{mmin} —最小变异概率,取值 0.001。

(2) 变异方式

第 i 个染色体的第 j 个基因 X_i^j 的变异公式为:

$$X_i^j = \begin{cases} X_i^j + (X_i^j - X_{i\max}^j)f(t) & \lambda > 0.5 \\ X_i^j + (X_{i\min}^j - X_i^j)f(t) & \lambda \leq 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

$$f(t) = \lambda \left(1 - \frac{t}{T}\right)^2 \quad (9)$$

式中: $X_{i\max}^j$ —基因 X_i^j 的上界; $X_{i\min}^j$ —基因 X_i^j 的下界; t —当前迭代次数; T —最大迭代次数; λ —随机数,且 $-1 \leq \lambda \leq 1$ 。

2.2.6 种群规模和迭代次数的确定

由于 BP 待定参数较多,选取的种群规模为 100,以保证全局最优;迭代次数为 500,来保证算法的完全收敛。

2.3 改进 GA 优化 BPNN 健康评价模型

优化步骤如下:

(1) 对数据进行预处理,确定 BP 神经网络的网络结构,确定编码方式;

(2) 确定适应度函数,对初始种群反复进行选择、交叉、变异操作,直至某个染色体的适应度值达到预设标准;

(3) 依次计算隐含层及输出层的各个节点的输出,然后计算输出层节点的输出误差;

(4) 若输出误差未达到精度要求,按照误差反向传播过程去调整各层的权值跟阈值,用新的权值跟阈值去计算输出误差;反复进行该过程,直至输出误差达到精度要求,则训练结束。

IGA-BPNN 模型流程图如图 2 所示。

BPNN 结构的设计:

(1) BP 神经网络的层数

隐含层数量的增加,确实能从一定程度上提高 BP 神经网络模型的预测精度,但会增加训练时间,导致神经网络的泛化性能大幅降低;同时还可能出现数据过拟合的现象。因此,此处选择单隐含层的三层 BP 神经网络;

(2) 输入层及输出层节点数

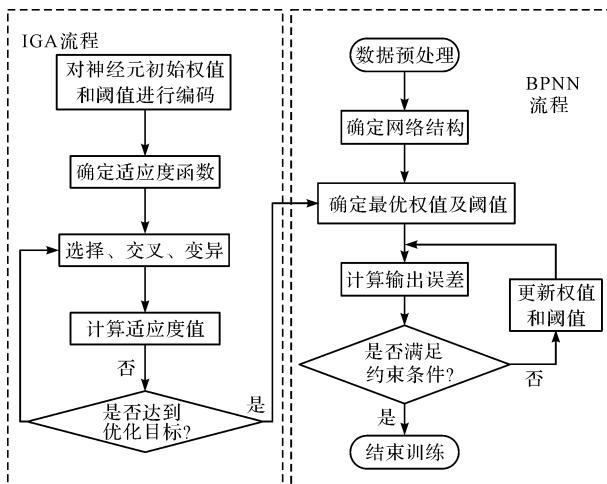


图2 IGA-BPNN模型流程图

选取 $A_2, A_3, B_{11}, B_{12}, B_{13}, B_{14}, B_3, B_4, B_6, B_7, C_1, C_2$ 共 12 个健康指标作为 BPNN 的输入, 健康等级作为 BPNN 的输出;

(3) 训练函数与传递函数

选择 Trainlm 为训练函数, Tan-Sigmoid 为隐含层的传递函数, Purelin 为输出层的传递函数;

(4) 隐含层节点数

根据以下经验公式确定节点数的取值范围:

$$s = \sqrt{m + n} + a \quad (10)$$

式中: m —输入层节点数; s —隐含层节点数; n —输出层节点数; a —整数, 且 $1 \leq a \leq 10$ 。

隐含层不同节点数对应的均方误差如表 6 所示(当 s 取 10, 均方误差最小)。

表6 隐含层不同节点数对应的均方误差(单位:%)

节点数	MSE	节点数	MSE	节点数	MSE
5	11.03	8	9.58	11	9.06
6	10.63	9	9.03	12	9.22
7	10.37	10	8.85	13	9.87

(5) 相关参数

动量因子 0.9, 学习效率 0.001, 训练精度 0.01, 最大训练次数 1 000。其他参数均参照 MATLAB 默认值处理。

3 升降机健康等级预测分析

3.1 数据预处理

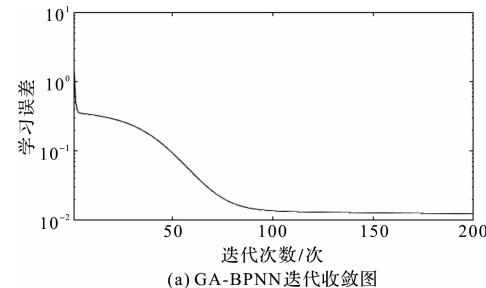
此处笔者将操作人员、维修保养人员、传动系统、安全装置、吊笼对重、结构件连接件、作业空间、人机工效共 8 个指标的权重, 以及吊笼倾角、电机温度、累计运行时间、超负荷运行时间共 4 个指标的实时数据, 映射到区间 $[-1, 1]$ 内作为输入。

3.2 输出误差及健康等级预测分析

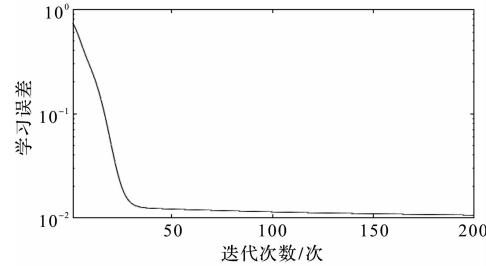
在 IGA-BP 与 GA-BP 两种算法中, BP 神经网络都

选择相同的结构。在 GA-BP 算法中, 交叉概率设定为 0.5, 变异概率设定为 0.01, 交叉方法与变异方法随机, 其他参数设定与 IGA-BP 相同。

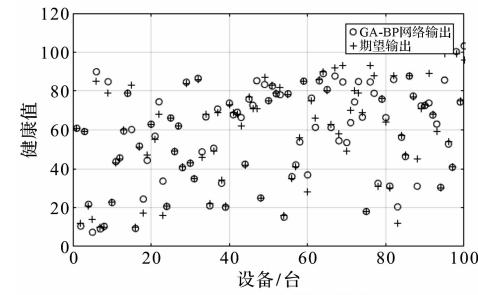
此处笔者随机选取 100 个测试样本对其进行健康预测分析, 迭代收敛与预测如 3 所示。



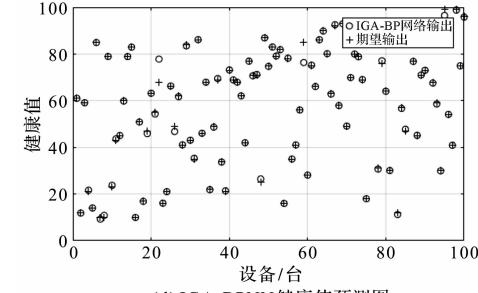
(a) GA-BPNN迭代收敛图



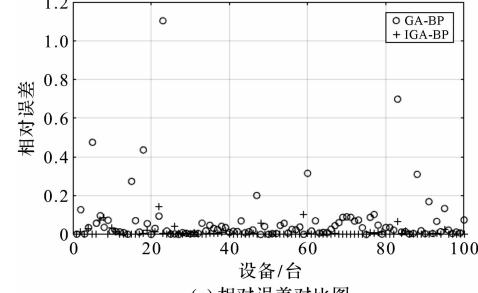
(b) IGA-BPNN迭代收敛图



(c) GA-BPNN健康值预测图



(d) IGA-BPNN健康值预测图



(e) 相对误差对比图

从图 3 中可以发现: IGA-BP 算法无论是在收敛速度方面还是输出误差方面都要优于 GA-BP。这是因为 IGA

提出自适应的交叉和变异概率,确保了算法前期具有较快的收敛速度,较强的全局搜索能力;对于 100 台设备,相对误差在 5% 以内的,IGA-BP 算法高达 96 台,而 GA-BP 算法只有 71 台。这是因为 IGA 具有更强的鲁棒性。

数据对比表如表 7 所示。

表 7 数据对比表

	MRE	RMSE	σ^2	健康等级预测正确率
GA-BP	0.070	5.089	25.80	94%
IGA-BP	0.010	1.399	1.958	99%

从表 7 可知:IGA-BP 算法的健康等级预测正确率为 99%,高于 GA-BP 算法 5 个百分点;且 IGA-BP 算法对应的平均相对误差(MRE)、均方根误差(RMSE)及方差(σ^2)都要低于 GA-BP 算法。

由此可见,IGA-BP 在施工升降机健康等级预测方面有更高的正确率与精度。

4 结束语

为解决升降机健康评价问题,本文提出了一种基于 IGA-BPNN 的健康评价模型;针对 BP 神经网络易陷入局部最优且收敛速度较慢等问题,基于 IGA 提出了一种自适应的交叉概率与变异概率,来优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,保证了算法的稳定性,克服了 BP 算法的缺点;通过对比 GA-BPNN 与 IGA-BPNN 的健康预测结果,发现 IGA-BPNN 的健康等级预测正确率为 99%,MRE 为 1.0%,RMSE 为 1.399, σ^2 为 1.958,在数据上都优于 GA-BPNN 模型,且收敛速度上也要快于 GA-BPNN。

研究结果证明,在施工升降机健康等级预测方面,IGA-BPNN 相比 GA-BPNN 具有更高的正确率和精度。

笔者未来的研究工作将包括:(1)诊断出健康等级不佳的施工升降机的故障源;(2)制定维修保养方案。

参考文献(References):

- [1] 姚成玉,王传路,陈东宁,等.连续时间 T-S 动态故障树分析方法[J].机械工程学报,2020,56(10):244-256.
- [2] 贾驰千,冯冬芹.基于模糊层次分析法的工控系统安全评估[J].浙江大学学报:工学版,2016,50(4):759-765.
- [3] 陈 露.基于贝叶斯网络的桥梁挂篮施工安全风险动态评估研究[D].武汉:华中科技大学土木工程与力学学院,2019.
- [4] 黄 兵,胥 云,廖映华,等.基于 BP 神经网络和多元线性回归的航发叶片铣削力预测研究[J].机电工程,2019,36(8):824-829.
- [5] GUO Z H, WU J, LU H Y, et al. A case study on a hybrid wind speed forecasting method using BP neural network[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2011, 24(7):1048-1056.
- [6] LV S R, LV S J. Applying BP neural network model to forecast peak velocity of blasting ground vibration[J]. *Procedia Engineering*, 2011, 26(3):257-263.
- [7] ARMAGHANI D J, HAJIHASSANI M, MOHAMAD E T, et al. Blasting-induced flyrock and ground vibration prediction through an expert artificial neural network based on particle swarm optimization[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2014, 7(12):5383-5396.
- [8] ZHANG K Q, QU Z X, DONG Y X, et al. Research on a combined model based on linear and nonlinear features-a case study of wind speed forecasting[J]. *Renewable Energy*, 2018, 36(5):814-830.
- [9] 王 磊,李双喜,朱乔峰.基于 PSO-BP 的调控型气体密封状态参数智能计算方法研究[J].流体机械,2017,45(11):10-16,4.
- [10] 刘 松,顾继俊,汪 颖.基于超声波检测的 BP 神经网络缺陷方法设计[J].压力容器,2019,36(8):62-66,49.
- [11] YAN SONG, WEIYUN SI, FEIFAN DAI, et al. Weighted ReliefF with threshold constraints of feature selection for imbalanced data classification[J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2020, 32(14):615-623.
- [12] KALAISELV B, THANGAMANI M. An efficient Pearson correlation based improved random forest classification for protein structure prediction techniques [J]. *Measurement*, 2020, 162(10):23-32.
- [13] REYES O G, MORELL C, VENTURA S. Scalable extensions of the ReliefF algorithm for weighting and selecting features on the multi-label learning context [J]. *Neurocomputing*, 2015(161).
- [14] 陈 谊,张 聰.一种基于维度投影的多维数据相关性可视分析方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2018,30(4):592-601.
- [15] SONG H, SULAIMAN M, MOHAMED M. An application of grey wolf optimizer for solving combined economic emission dispatch problems [J]. *International Review on Modeling and Simulation*, 2014, 7(5):838-844.

[编辑:雷 敏]

本文引用格式:

高宗帅,郗 涛,徐伟雄,等.基于改进遗传算法-反向传播神经网络的升降机健康评价研究[J].机电工程,2021,38(3):313-318.
GAO Zong-shuai, XI Tao, XU Wei-xiong, et al. Elevator safety assessment based on IGA-BPNN[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2021, 38(3):313-318.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>