

基于 GRA 和 AHP 的 GRNN 神经网络 零件失效概率预测方法

鞠萍华[†], 柯磊, 冉琰, 朱晓, 李松涛
(重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

摘要:为了提高对机械零件失效概率的预测精度,提出一种基于 GRA 和 AHP 的广义回归神经网络零件失效概率预测方法.在分析机械零件失效概率影响因素的基础上,首先利用灰色关联分析法(Grey Relational Analysis, GRA)分析影响机械零件失效概率的主要因素,通过层次分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)构建机械零件失效概率的评价指标层次体系,评估各个指标对于零件失效概率的权重;结合各个指标权重与初始值,以获取各指标的加权评价值;最后通过广义回归神经网络(Generalized Regression Neural Network, GRNN)建立以各指标加权评价值来预测机械零件失效概率的预测模型.利用本文方法所建立的预测模型对某企业数控转台的上齿盘失效概率进行预测,并与传统的 GRNN 神经网络预测模型、BP 神经网络预测模型和回归预测模型进行对比,结果显示本文所建立的模型预测误差小于 0.8%、残差在-0.2%~0.2%范围内,均优于对比模型的预测结果,表明所建立的预测模型具有更高的精度和更强的稳健性,适合于零件失效概率的预测.

关键词:广义回归神经网络;灰色关联分析;层次分析法;加权评价值;预测

中图分类号:TH165+.4

文献标志码:A

Failure Probability Prediction Method on Parts of Generalized Regression Neural Network Based on GRA and AHP

JU Pinghua[†], KE Lei, RAN Yan, ZHU Xiao, LI Songtao

(State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: To improve the prediction precision of failure probability of machine parts, failure probability prediction method of generalized regression neural network based on GRA and AHP was proposed. The main influence factors on failure probability of mechanical parts were analyzed by grey relational analysis method based on the analysis of influence factors on failure probability of mechanical parts. The hierarchy model of evaluation index for failure probability of each mechanical part was constructed and the weight of each index was evaluated by analytic hierarchy process. Then, the weight and initial value of each index were combined to obtain the weighted evaluation value of each index. Finally, the generalized regression neural network was used to establish a predictive model by us-

* 收稿日期:2018-05-03

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51575070), National Natural Science Foundation of China (51575070); 国家科技重大专项资助项目(2015ZX04003-003, 2016ZX04004-005), National Science and Technology Major Project(2015ZX04003-003, 2016ZX04004-005)

作者简介:鞠萍华(1974—),男,重庆人,重庆大学副教授,博士

[†] 通讯联系人, E-mail: jupinghua@163.com

ing weighted evaluation value of each index to predict the failure probability of mechanical parts. This optimization method was applied to predict the failure probability of upper gear disk in numerical control rotary table. The prediction results of traditional generalized regression neural network, BP neural network and regression analysis method were compared. The result shows that the prediction error of the proposed model is less than 0.8%, and the residual error is in the range of -0.2% and 0.2%, which is better than the comparison models. Meanwhile, the model established by using the proposed method in this paper has higher accuracy and stronger stability, which is suitable for the prediction of failure probability of parts.

Key words: generalized regression neural network; gray relational analysis; analytic hierarchy process; weighted evaluation value; prediction

零件失效概率作为机械产品进行可靠性分析和维修决策的依据,失效概率数据的准确性不仅影响着产品性能的设计,还影响生产效率,因此对机械零件的失效概率进行准确预测具有重要理论意义和实用价值。然而机械零件失效往往受到诸多具有模糊性和随机性特点的因素影响,导致机械零件的失效概率预测变得异常复杂,很难用一些常规的模型对失效概率进行准确预测。

目前,关于机械零件失效概率预测的研究主要有3种类型:1)基于模型的失效概率预测,如张英之等^[1]提出利用失效总时间法先假设失效概率模型,然后利用检验方法对提出的失效概率模型进行拟合验证。这种方法要求有较多具有规律的样本数据,但是在实际中样本往往受到其它因素的干扰导致拟合结果并不好;2)基于专家系统的失效预测技术,如薛伟^[2]提出由控制机制、推理规则以及知识库组成专家系统,当输入外界的信息时经控制机制激活相应的推理规则,通过对知识库的搜索得到预测信息。但是专家系统的构建需要大量的数据和模型作为支撑,而且没有一个明确标准会导致实际工作中产生偏差^[3];3)基于神经网络以及向量机的失效概率预测技术,如宋银芳^[4]利用BP神经网络模型,以历史数据作为输入来预测失效概率。但是历史数据之间是否具有某种关联未知,样本较少时,利用BP神经网络模型进行预测的结果误差较大,同时BP神经网络算法在迭代的过程中易陷入局部最小而影响其学习效率^[5]。

广义回归神经网络(GRNN)是Sprecht在1991年提出的一种通用的非参数回归模型。相比其它神经网络模型而言,GRNN神经网络有更强的非线性映射能力和柔性网络结构以及高度的容错性和鲁棒性,并且在样本数量较少时,预测效果也很好^[6-9],

能够很好地解释预测对象和多个影响因素之间的复杂非线性关系^[10],已经在处理预测对象受到诸多因素影响的预测问题上得到了应用。但是由于影响机械零件失效概率的因素众多,且各个影响因素对零件失效概率的影响程度均不同,若忽略了其差异性必然会对预测结果造成影响。因此分析零件失效概率与其影响因素之间的联系,筛选出失效概率的主要影响因素,量化影响因素对失效概率的影响程度,对降低模型结构的复杂性、提高零件失效概率的预测精度具有重要的意义^[11]。因此基于以上分析,本文首先利用灰色关联分析法分析机械零件失效概率的主要影响因素,在此基础上通过层次分析法确定不同影响因素对零件失效概率的影响权重,并结合初始值获取各因素的加权评价值,最后通过GRNN神经网络建立以各因素加权评价值来预测机械零件失效概率的预测模型。通过实例验证了该方法能够很好地满足对机械零件的失效概率进行准确预测的需求。

1 机械零件失效概率主要因素的确定

由于引起机械零件失效的因素多而杂,这些因素往往具有模糊性和随机性,导致预测模型结构复杂、适应能力变弱,增加了对零件失效概率进行准确预测的困难。根据2/8原则,从众多引起零件失效的因素中鉴别出主要因素进行分析能够起到简化问题分析的效果。本文利用灰色关联分析法能够反映出系统和各因素之间的联系强弱这一特点,通过计算零件失效概率和其影响因素之间的关联程度值,筛选出影响机械零件失效概率的主要因素^[12]。

1.1 机械零件失效概率因素分类

根据浴盆曲线模型,机械零件的失效随时间的

变化一般可以分为早期故障阶段、偶然故障阶段、损耗故障阶段3个阶段. 零件发生早期故障的原因主要是由设计不当、材料缺陷、装配不当等引起的, 损耗故障阶段主要是由疲劳、老化、磨损引起的, 维护保养可以降低这一阶段发生的失效概率, 偶然故障阶段主要和零件的使用环境相关. 因此, 结合现有的文献对影响机械零件失效概率的因素归纳为4个方面: 零件的设计; 零件的制造; 零件的使用环境; 零件的维护保养^[13-14]. 影响零件失效概率的因素下面, 又有具体的特征指标, 如表1所示.

表1 机械零件失效概率影响因素及特征指标
Tab.1 The influence factors of mechanical parts failure probability and characteristic index

因素	特征指标	属性
零件的设计	设计人员技术水平	定量
	结构的复杂程度	定量
	零件的材料性能	定性
	结构的合理性	定性
零件的制造	加工人员的水平	定量
	加工设备稳定性	定性
	零件的加工精度	定量
	热处理工艺	定性
	加工工艺	定性
使用环境	装配工艺	定性
	每天使用时间	定量
	载荷大小	定量
维护保养	使用环境	定性
	每月维护保养时间	定量
	维修保养经济性	定量

注: 结合企业实际情况, 设计人员和加工人员在企业中等级分为初级、中级、高级, 分别对应1分、2分、3分, 其余定性的特征因素通过专家打分评定(1~100分).

1.2 基于灰色关联度的机械零件失效概率主要因素的确定

根据1.1节的分析可以得到影响机械零件失效概率的因素不仅多, 而且有的因素还具有模糊性, 如果将所有的因素都考虑, 输入GRNN神经网络模型的变量就很多, 不仅会导致模型结构复杂化^[15], 还会导致机械零件失效概率的非主要影响因素干扰到预测结果的精确性. 因此为了简化模型结构、增强建模能力, 同时消除零件失效概率的非主要影响因素对预测结果的干扰, 现利用灰色关联分析方法, 通过求得零件失效概率和其影响因素之间关联度值来筛选出主要影响因素. 利用灰色关联分析法鉴

别零件失效概率主要因素的思路及方法如下^[16]:

1) 设定母序列. 本文将机械零件历年失效概率设定为母序列记为:

$$Y_0 = [y_0(1), y_0(2), \dots, y_0(n)] \quad (1)$$

式中: n 为时间年份.

2) 设定比较序列, 记为:

$$X = \begin{bmatrix} X_1(1) & X_1(2) & \dots & X_1(n) \\ X_2(1) & X_2(2) & \dots & X_2(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ X_m(1) & X_m(2) & \dots & X_m(n) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: X 为对应母序列的比较序列; m 为机械零件失效概率的影响特征指标个数; n 为在这些影响特征指标下被研究的样本时间年份.

3) 为减小关联度分析的误差, 利用区间化变换方式对比较序列进行无量纲化处理, 公式为:

$$x_i(j) = \frac{X_i(j) - \min_j X_i(j)}{\max_j X_i(j) - \min_j X_i(j)} \quad (3)$$

式中: $i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n$.

4) 计算关联系数. 母序列与各个比较序列在 j 点的关联系数为:

$$\gamma(y_0(j), x_i(j)) = \frac{\min_i \min_j |\Delta x| + \xi \max_i \max_j |\Delta x|}{|\Delta x| + \xi \max_i \max_j |\Delta x|} \quad (4)$$

式中: $\Delta x = y_0(j) - x_i(j); i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n; \xi$ 一般取 0.1~0.5, 本文取 0.5.

5) 计算关联度. 结合式(4)得到的关联度为:

$$\gamma(Y_0, x_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \gamma(y_0(j), x_i(j)) \quad (5)$$

式中: $i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n$.

2 各因素对失效概率影响程度的确定

为体现不同影响因素对零件失效概率影响的差异性, 量化零件失效概率受到各个影响因素的影响程度, 要首先确定影响零件失效概率的各个指标权重. 在第1节灰色关联分析法判断出零件的失效概率主要影响因素的基础之上, 利用层次分析法构建出零件失效概率的评价指标层次体系, 得到各个指标的权重值, 并将其作为各指标初始值的加权权重, 以获得加权评价. 机械零件失效概率各指标的加权评价确定的具体思路和流程如下^[17-18]:

1) 构建机械零件失效概率的评价指标体系. 记

评价指标集为 $B = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$, 评价对象集为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$.

2) 求取指标 B_i 的权重 w_i . 首先, 由若干名专家对评价指标两两比较进行评价得到判断矩阵, 根据特征向量法确定出各个指标对于零件失效概率的权重 $w_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 然后求取各个指标对于零件失效概率的综合权重 $w_i^* (i = 1, 2, \dots, n)$.

3) 指标评价值的标准化. 指标评价值是各个指标客观取值或由专家评分得到, 设评价对象 A_j 下的指标 B_i 的评价值为 x_{ji} , 为了消除不同指标的量纲级对评价结果的影响, 需对各个指标评价值进行标准化处理得到新的评价值 $x_{ji}^* [19]$.

$$x_{ji}^* = \frac{x_{ji} - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{ji}}{\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left(x_{ji} - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{ji} \right)^2}} \quad (6)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$.

4) 计算指标的加权评价值.

$$x_{ji}^* = w_i^* \times x_{ji}^* \quad (7)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$.

3 基于 GRA-AHP 的 GRNN 零件失效概率预测模型

GRNN 神经网络具有比其它神经网络模型更强的非线性映射能力和柔性网络结构以及更高容错性和鲁棒性, 能够很好地解释零件失效概率和其因素之间复杂的非线性化关系. 通过第 1 节、第 2 节分析得到零件失效概率主要影响因素的加权评价值, 在此基础上结合 GRNN 神经网络, 构建出以各指标加权评价值来预测机械零件失效概率的预测模型, 如图 1 所示. 在该模型中, 零件失效概率的主要影响因素加权评价值作为 GRNN 神经网络的输入, 零件失效概率作为模型的输出.

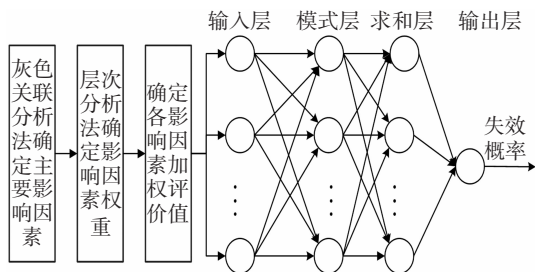


图 1 基于 GRA-AHP 的 GRNN 零件失效概率预测模型

Fig.1 Failure probability prediction model of GRNN based on GRA and AHP

4 实例分析

为了对本文提出的方法进行合理性和可行性验证, 利用某企业数控转台的上齿盘进行分析, 上齿盘的可靠性实验分析数据如表 2 所示.

表 2 上齿盘特征指标数据初始值

Tab.2 Initial value of upper gear disk characteristic index data

特征指标	初始值							
	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
设计人员技术水平	2	2	2	2	3	2	3	3
结构的复杂程度	68	70	69	64	62	71	52	50
零件的材料性能	68	82	78	80	72	77	73	76
结构的合理性	75	79	82	72	78	81	88	85
加工人员的水平	2	2	3	2	2	3	3	3
加工设备稳定性	59	65	78	72	77	81	85	83
零件的加工精度	7	6	7	6	6	7	7	7
热处理工艺	72	68	54	61	78	73	81	85
加工工艺	67	60	62	68	71	75	77	79
装配工艺	69	72	66	69	78	82	86	84
每天使用时间/h	5.0	5.3	4.5	5.0	6.3	7.0	7.2	7.7
载荷大小/N	330	330	330	400	600	600	600	600
工作环境	50	64	53	61	69	72	77	80
每月维护保养时间/h	4.0	4.5	4.5	4.5	6.0	6.0	6.0	6.0
维修保养经济性	65	67	64	73	69	78	79	80

步骤 1 机械零件失效概率主要影响因素的判别, 现利用式(3)对表 2 数据进行归一化处理, 得到矩阵 Z 为:

$$Z = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0.8571 & 0.9524 & 0.9048 & 0.6667 & 0.5714 & 1 & 0.0952 & 0 \\ 0 & 1 & 0.7143 & 0.8571 & 0.2857 & 0.6429 & 0.7143 & 0.5714 \\ 0.1875 & 0.4375 & 0.6250 & 0 & 0.3750 & 0.5625 & 1 & 0.8125 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0.2308 & 0.7308 & 0.5000 & 0.6923 & 0.8462 & 1 & 0.9231 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0.5806 & 0.4516 & 0 & 0.2258 & 0.7742 & 0.6129 & 0.8710 & 1 \\ 0.2941 & 0.4706 & 0 & 0.3529 & 0.5294 & 0.7647 & 0.8824 & 1 \\ 0.1500 & 0.3000 & 0 & 0.1500 & 0.6000 & 0.8000 & 1 & 0.9000 \\ 0.1563 & 0.2500 & 0 & 0.1563 & 0.5625 & 0.7813 & 0.8438 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2593 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0.4667 & 0.1000 & 0.3667 & 0.6333 & 0.7333 & 0.9000 & 1 \\ 0 & 0.2500 & 0.2500 & 0.2500 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0.0625 & 0.1875 & 0 & 0.5625 & 0.3125 & 0.8750 & 0.9375 & 1 \end{bmatrix}$$

现将数控转台的上齿盘 2008~2015 年的失效概率作为母序列,为: $Y_0 = [0.033\ 2, 0.032\ 8, 0.035\ 6, 0.029\ 5, 0.032\ 7, 0.027\ 7, 0.025\ 1, 0.028\ 8]$.

由式(3)~式(5)求得上齿盘的各影响因素与失效概率之间的关联度为:

$$\gamma = \{\gamma(Y_0, x_1), \gamma(Y_0, x_2), \dots, \gamma(Y_0, x_{15})\} = \{0.782\ 3, 0.630\ 1, 0.784\ 6, 0.792\ 5, 0.778\ 5, 0.678\ 5, 0.718\ 1, 0.823\ 7, 0.727\ 9, 0.723\ 7, 0.823\ 6, 0.855\ 4, 0.813\ 8, 0.816\ 3, 0.684\ 3\}$$

为了简化分析和减少非主要影响因素对预测结果的干扰,根据关联度的大小,判断出机械零件失效概率的前 9 个影响因素为:设计人员技术水平、零件的材料性能、结构的合理性、加工人员水平、热处理工艺、载荷大小、每天使用时间、工作环境、每月维修保养时间.

步骤 2 求取指标加权评价价值.

通过步骤 1 的分析得到上齿盘失效概率的主要影响因素,利用层次分析法构建上齿盘失效概率评价指标层次体系,并确定各个指标的权重.上齿盘失效概率评价层次指标体系如图 2 所示.

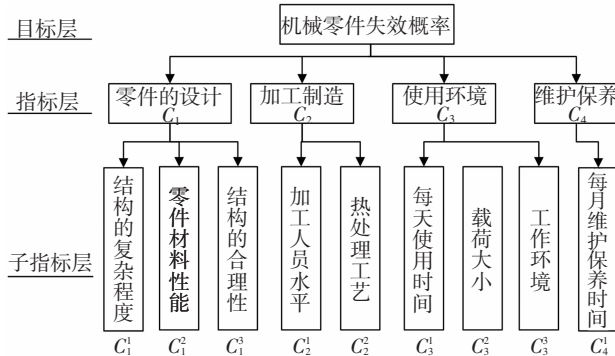


图 2 机械零件失效概率评价指标层次体系

Fig.2 The hierarchy model of evaluation index for failure probability of mechanical parts

现由 5 名专家 (3 名企业技术人员和 2 名学术专家)根据标度法对 4 个指标进行两两比较得到判断矩阵如下:

$$A = \begin{matrix} & \begin{matrix} C_1 & C_2 & C_3 & C_4 \end{matrix} \\ \begin{matrix} C_1 \\ C_2 \\ C_3 \\ C_4 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 5 \\ 1/2 & 1 & 2 & 4 \\ 1/3 & 1/2 & 1 & 3 \\ 1/5 & 1/4 & 1/3 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

本文利用特征向量法对判断矩阵求解,并进行一致性检验,结果如下:

$CR = 0.043\ 4 < 0.1$,通过一致性检验,判断矩阵是合理的,故指标的权重集为:

$$W_C = \{W_{c1}, W_{c2}, W_{c3}, W_{c4}\} = \{0.470\ 88, 0.267\ 24, 0.188\ 01, 0.073\ 867\}$$

对各个子指标层指标采用相同的方法计算并进行一致性检验,结果如表 3 所示.

表 3 指标权重

Tab.3 Index weight

子指标	C_{11}	C_{12}	C_{13}	C_{21}	C_{22}	C_{31}	C_{32}	C_{33}	C_4
权重 w_i	0.0574	0.1505	0.2629	0.1782	0.0891	0.1155	0.0505	0.0220	0.07387

各个指标对机械零件失效概率的综合影响权重如表 4 所示.

表 4 指标综合权重

Tab.4 Index comprehensive weight

子指标	C_{11}	C_{12}	C_{13}	C_{21}	C_{22}	C_{31}	C_{32}	C_{33}	C_4
权重 w_i	0.12196	0.3196	0.55842	0.6667	0.3333	0.61441	0.26837	0.11722	1

通过式(6)对表 2 的主要影响因素数据初始值进行标准化处理,结果如下:

-0.8216	-0.8216	-0.8217	-0.8217	1.3694	-0.8217	1.3694	1.3694
-2.1244	1.4268	0.4122	0.9195	-1.1098	0.1585	0.4122	-0.0951
-1.0941	-0.2188	0.4376	-1.7505	-0.4376	0.2188	1.7505	-1.0941
-0.3536	-0.3536	0.3536	-0.3536	-0.3536	0.3536	0.3536	0.3536
0.0183	-0.1281	-0.6407	-0.3844	0.2379	0.0549	0.3478	0.4943
-0.9412	-0.6588	-1.4118	-0.9412	0.2824	0.9411	1.1294	1.6000
-1.1907	-1.1907	-1.1907	-0.6109	1.0457	1.0457	1.0457	1.0457
-1.6546	-0.1838	-1.3994	-0.4990	0.3414	0.6566	1.1818	1.4972
-1.5234	-0.8819	-0.8819	-0.8819	1.0423	1.0423	1.0423	1.0423

由式(7)计算得到各指标的加权评价价值矩阵,矩阵中列数为年份数(2008~2015),每一行为上齿盘失效概率的影响因素加权评价价值,结果如下:

-0.0472	-0.0472	-0.0472	-0.0472	0.0786	-0.0472	0.0786	0.0786
-0.3197	0.2147	0.0620	0.1384	-0.1670	0.0239	0.0620	-0.0143
-0.2876	-0.0575	0.1151	-0.4602	-0.1151	0.0575	0.4602	-0.2876
-0.0630	-0.0630	-0.0630	-0.0630	-0.0631	-0.0630	-0.0630	-0.0630
0.0016	-0.0114	-0.0571	-0.0343	0.0212	0.0049	0.0909	0.0440
-0.1087	-0.0761	-0.1631	-0.1087	0.0326	0.1087	0.1305	0.1848
-0.0601	-0.0601	-0.0601	-0.0308	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528
-0.0364	-0.0040	-0.0295	-0.0109	0.0075	0.0144	0.0260	0.0329
-0.1125	-0.0652	-0.0652	-0.0652	0.0769	0.0769	0.0769	0.0769

步骤 3 基于 GRA-AHP 的 GRNN 神经网络失效概率预测.

现将加权评价价值矩阵中 2008~2013 年数据作为训练样本,2014 年、2015 年作为预测样本,利用本文所提出方法对上齿盘失效概率进行预测.为了验证本文方法的有效性,设立了 6 组预测模型进行对比,每种预测模型的输入数据均经过了式(6)的

标准化处理。①基于 GRA 的 GRNN 神经网络预测模型,以影响零件失效概率的主要因素评价价值作为 GRNN 神经网络的输入,失效概率作为输出;② GRNN 神经网络预测模型,以零件失效概率影响因素评价价值作为 GRNN 神经网络的输入,失效概率作为输出;③基于 GRA-AHP 的 BP 预测模型,以影响零件失效概率的主要因素因素的加权评价价值作为 BP 神经网络的输入,失效概率作为输出;④基于 GRA 的 BP 神经网络预测模型,以影响零件失效概率的主要因素评价价值作为 BP 神经网络的输入,失效概率作为输出;⑤BP 神经网络预测模型,以零件失效概率影响因素评价价值作为 BP 神经网络的输入,失效概率作为输出;⑥回归分析预测模型.利用 MATLAB 进行编程,预测结果分别如图 3、图 4、图 5、表 5 所示。

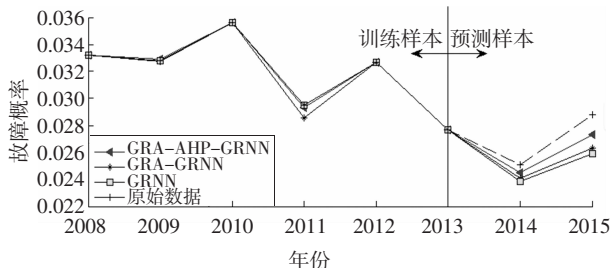


图 3 不同模型预测结果比较(GRNN 类型)

Fig.3 Comparison of the forecasting results of different models(GRNN type)

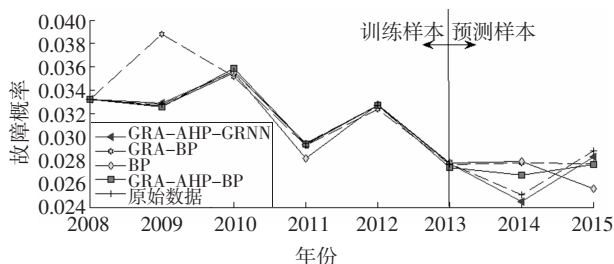


图 4 不同模型预测结果比较(BP 类型)

Fig.4 Comparison of the forecasting results of different models(BP type)

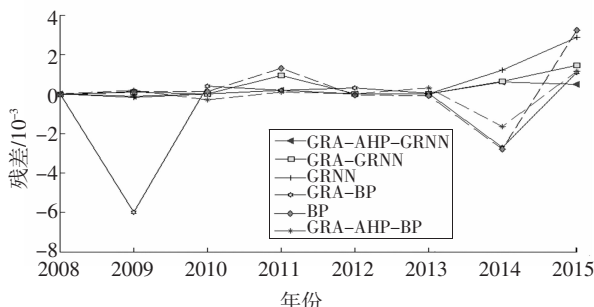


图 5 不同模型的残差对比

Fig.5 Comparison of the residual error of different models

由图 3、图 4 和表 5 对比可以得出:在相同的样本数量下,基于 GRA-AHP 的 GRNN 神经网络模型的预测精度要高于基于 GRA-AHP 的 BP 神经网络模型和其它 5 组预测模型;利用灰色关联分析法确

表 5 预测误差比较

Tab.5 Comparison of prediction error

年份	预测模型						回归分析 预测误差/%
	GRA-AHP-GRNN 预测误差/%	GRA-GRNN 预测误差/%	GRNN 预测误差/%	GRA-AHP-BP 预测误差/%	GRA-BP 预测误差/%	BP 预测误差/%	
2014	0.060 1	0.064 4	0.125 5	-0.166 3	-0.269 9	-0.281 1	90.758
2015	0.047 6	0.145 3	0.389 5	0.113 9	0.110 0	0.324 2	-155.12

定输入变量能够提高 GRNN 神经网络的预测精度;通过层次分析法评估出各影响因素权重对初始值进行修正后作为 GRNN 神经网络模型的输入,能够提高模型的预测精度。

通过表 5、图 5 的对比可以得出,在相同的样本数量下,本文提出的预测模型残差变化在-0.2%~0.2%范围内,优于其它 6 组预测模型,表明预测过程稳健性更强。

5 结 论

针对零件失效概率受到诸多因素影响难以进

行准确预测这一问题,本文基于灰色关联分析和层次分析法,结合 GRNN 神经网络构建出零件失效概率的预测模型,并通过实例验证该方法的有效性和实用性,结果表明:

1)不同零件的失效概率主要影响因素不同,利用灰色关联分析提取出不同零件失效概率的主要影响因素,能够简化模型结构,提高模型的预测精度。

2)通过层次分析法构建零件失效概率的层次指标体系,评估出各个因素对于零件失效概率的权重,反映出各个因素对于失效概率影响的差异,能够提高 GRNN 神经网络模型的预测精度。

3)在样本数量都相同的情况下,GRNN神经网络比BP神经网络具有更强的非线性映射能力和容错性、鲁棒性。

4)在样本数量较少时,基于GRA-AHP的GRNN神经网络预测模型精度较其它6种模型的精度和稳健性都有提高。在解决多因素预测问题上,该模型是一个有益的尝试,在实际应用中具有一定价值。

参考文献

- [1] 张英芝,贾亚洲,张学文,等. 数控冲床的故障概率分布模型[J]. 吉林大学学报(工学版),2004,34(2):264—267.
ZHANG Y Z, JIA Y Z, ZHANG X W, *et al.* Model of failure probability distribution for numerical control punch [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2004, 34(2): 264—267. (In Chinese)
- [2] 薛伟. 汽车综合性能检测线实时故障诊断专家系统[D]. 济南: 山东大学控制科学与工程学院,2007:45—56.
XUE W. Real time fault diagnosis expert system for automobile comprehensive performance testing line [D]. Jinan: College of Control Science and Engineering, Shandong University, 2007:45—56. (In Chinese)
- [3] 艾红,周东华. 动态系统的故障预测方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2009,37(S1):222—225.
AI H, ZHOU D H. Fault prediction approach for dynamic system [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2009, 37(S1):222—225. (In Chinese)
- [4] 宋银芳. 桥式起重机故障分析与故障率预测方法研究[D]. 淮南:安徽理工大学材料科学与工程学院,2016:33—55.
SONG Y F. Fault analysis and failure rate prediction method for bridge crane [D]. Huainan: College of Materials Science and Engineering, Anhui University of Science & Technology, 2016:33—55. (In Chinese)
- [5] 崔建国,张善好,于明月,等. 基于GRNN-ELM的飞机复合材料结构损伤识别[J]. 南京航空航天大学学报,2017,49(4):468—473.
CUI J G, ZHANG S H, YU M Y, *et al.* Damage identification of aircraft composite structure based on GRNN-ELM [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 49(4): 468—473. (In Chinese)
- [6] 陈伟根,奚红娟,苏小平,等. 广义回归神经网络在变压器绕组热点温度预测中的应用[J]. 高压技术,2012,38(1):16—21.
CHEN W G, XI H J, SU X P, *et al.* Application of generalized regression neural network to transformer winding hot spot temperature forecasting [J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(1):16—21. (In Chinese)
- [7] CIGIZOGLU A H K, ALPB M. Generalized regression neural network in modeling river sediment yield [J]. Advances in Engineering Software, 2006, 37: 63—68.
- [8] LEE W Y, HOUSE J M, KYONG N H. Subsystem level fault diagnosis of a building's air-handling unit using general regression neural networks [J]. Applied Energy, 2004, 77(12):153—170.
- [9] BEN-NAKHI A E, MAHMOUD M A. Cooling load prediction for buildings using general regression neural networks [J]. Energy Conversion and Management, 2004, 45: 2127—2141.
- [10] 周博,吕琛,王轩,等. 基于GRNN观测器的液压作动器系统自适应故障检测[J]. 南京理工大学学报(自然科学版),2016,40(2):149—155.
ZOU B, LÜ C, WANG X, *et al.* Adaptive fault detection based on GRNN observer for hydraulic actuator system [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology (Natural Sciences), 2016, 40(2):149—155. (In Chinese)
- [11] 谢延敏,王新宝,王智,等. 基于灰色理论和GA-BP的拉延筋参数反求[J]. 机械工程学报,2013,49(4):44—50.
XIE Y M, WANG X B, WANG Z, *et al.* Parameter inverse problem for drawbeads based on the gray theory and GA-BP [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(4):44—50. (In Chinese)
- [12] 阎艳,郝佳,陈中明,等. 基于模糊决策图与灰色关联分析的枪械设计方案评价[J]. 兵工学报,2016,37(10):1934—1940.
YAN Y, HAO J, CHEN Z M, *et al.* Design scheme evaluation based on fuzzy decision maps and grey relational analysis [J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(10):1934—1940. (In Chinese)
- [13] 曾声奎. 可靠性设计与分析[M]. 北京:国防工业出版社,2013:16—23.
ZENG S K. Reliability design and analysis [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013:16—23. (In Chinese)
- [14] 谭业怡. 矿山机电设备检修中的故障诊断技术分析[J]. 低碳世界,2014,4(2):164—165.
TAN Y Y. Analysis of fault diagnosis technology in maintenance of mine electromechanical equipment [J]. Low Carbon World, 2014, 4(2):164—165. (In Chinese)
- [15] 耿立艳,张天伟,赵鹏,等. 基于灰色关联分析的LS-SVM铁路货运量预测[J]. 铁道学报,2012,34(3):1—6.
GEN L Y, ZHANG T W, ZHAO P, *et al.* Forecast of railway freight volumes based on LS-SVM with grey correlation analysis [J]. Journal of the China Railway Society, 2012, 34(3):1—6. (In Chinese)
- [16] 鄂加强,龙艳平,王曙辉,等. 动力锂离子电池充电过程热模拟及影响因素灰色关联分析[J]. 中南大学学报(自然科学版),2013,44(3):998—1005.
E J Q, LONG Y P, WANG S H, *et al.* Thermal simulation on dynamic lithium-ion battery during charge and its grey relational analysis [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(3):998—1005. (In Chinese)
- [17] 龚光彩,傅沐书,蔡立群,等. 围护结构或被动式建筑的绿色性评价方法[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2017,44(11):191—197.
GONG G C, FU M S, CAI L Q, *et al.* Greenness evaluation method for building envelope or passive buildings [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2017, 44(11):191—197. (In Chinese)
- [18] 梁力,刘奇,李明. 基于变权综合层次分析法的尾矿库溃坝风险模型[J]. 东北大学学报(自然科学版),2017,38(12):1790—1794.
LIANG L, LIU Q, LI M. Dam-break risk assessment model of tailings reservoir based on variable weight synthesis and analytic hierarchy process [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2017, 38(12):1790—1794. (In Chinese)
- [19] 张耀天,张旭成,贾明顺,等. 基于层次分析法的自适应决策评价方法[J]. 北京航空航天大学学报,2016,42(5):1065—1070.
ZHANG Y T, ZHANG X C, JIA M S, *et al.* Adaptive evaluation method based on analytic hierarchy process [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 42(5):1065—1070. (In Chinese)