

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.07.013

基于 EMD-AR 谱和 GA-BP 的滚动 轴承故障诊断研究*

任学平, 霍灿鹏

(内蒙古科技大学 机械工程学院, 内蒙古 包头 014010)

摘要: 为了提高滚动轴承振动信号的故障特征提取能力, 快速有效地诊断出轴承的故障类型, 提出了一种基于 EMD-AR 谱和 GA-BP 神经网络的滚动轴承故障诊断模型, 以美国凯斯西储大学轴承数据中心的轴承振动加速度数据为例, 对滚动轴承各种状态进行了理论分析和实验测试研究。首先, 通过经验模态分解, 将采集到的轴承振动信号进行了分解, 获得了不同阶次的固有模态函数分量; 然后, 通过自回归模型对这些分量进行了故障特征提取, 并由 AR 模型的参数和残差的方差组成了故障特征向量矩阵; 最后, 将故障特征作为遗传算法优化 BP 神经网络的输入数据和输出数据, 分别对该故障诊断模型进行了训练和测试。研究结果表明: 基于 EMD-AR 谱和 GA-BP 的滚动轴承故障诊断方法可以有效识别不同类型的故障特征; 相较于传统的基于 BP 神经网络、GA-BP 神经网络诊断方法, 其诊断的效率更高, 并且诊断准确率可达到 95%。

关键词: 滚动轴承; 经验模态分解; 自回归模型; GA-BP 神经网络; 故障诊断

中图分类号: TH133.33

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2021)07-0892-05

Fault diagnosis of rolling bearing based on EMD-AR spectrum and GA-BP

REN Xue-ping, HUO Can-peng

(College of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: Aiming at the features extraction of rolling bearing vibration signals and the rapid and effective diagnosis of fault types, a rolling bearing fault diagnosis model based on EMD-AR spectrum and GA-BP neural network was proposed. Taking the bearing vibration acceleration data from the Bearing Data Center of Case Western Reserve University (CWRU) as an example, the theoretical analysis and experimental testing of various states of rolling bearings were carried out. First, the collected bearing vibration signal was decomposed by empirical mode decomposition (EMD) to obtain the intrinsic modal function components of different orders, and then these components were analyzed by auto-regressive (AR). The fault feature was extracted and the fault feature vector matrix was formed by the parameters of the AR model and the variance of the residual. Finally, the fault feature was used as the input data and output data of the genetic algorithm to optimize the BP neural network for training and testing. The research results show that the rolling bearing fault diagnosis method based on EMD-AR spectrum and GA-BP can effectively identify different types of fault characteristics. Comparing with the traditional BP neural network, GA-BP neural network has a higher diagnosis efficiency, and the accuracy rate can reach 95%.

Key words: rolling bearing; empirical modal decomposition(EMD); auto-regressive (AR); GA-BP neural network; fault diagnosis

0 引言

在滚动轴承故障诊断问题中, 通常都要对振动信

号中的故障信息进行提取。在之前的研究中出现了非常多的故障诊断方法, 比较常见的有傅里叶变换 (FFT)^[1,2]、小波包分析^[3,4]和 BP 神经网络^[5,6]等, 这

收稿日期: 2020-10-05

基金项目: 内蒙古自治区自然科学基金资助项目 (2019LH05008)

作者简介: 任学平 (1963-), 男, 河北阳原人, 博士, 教授, 主要从事机械系统动力学分析方面的研究。E-mail: rxp@imust.cn

些都是处理轴承故障的常用方法。其中,FFT 技术是通过将信号时域转换为频域来进行分析,但这是一种整体变换,不能反映信号的局部信息。小波包分析虽然能处理故障信号,但在处理过程中存在能量泄露和小波基困难的问题。BP 神经网络存在收敛速度慢而且容易陷入局部极小值等缺点^[7]。在现场工作环境中,受到刚度、摩擦力、非线性和外载荷因素的影响,滚动轴承常常会发生各种类型的故障^[8],不平稳性和非线性是振动信号的主要特征。

自回归模型(AR)主要是对时间序列进行分析,它的谱峰尖锐,频率定位准确,易反映功率谱中的峰值信息^[9],但 AR 模型一般只针对平稳的振动信号进行分析,上述提到信号通常表现出不平稳性和非线性的特征。

相较于传统的 BP 神经网络,遗传算法(genetic algorithm, GA)主要是针对复杂系统进行优化,不仅加快算法的收敛速度,还是一种全局性的优化算法,可以有效地处理有关全局最优解的问题。

笔者将经验模态分解和 AR 谱相结合^[10,11],提取滚动轴承故障特征向量,通过遗传算法优化 BP 神经网络进行训练和测试,对基于 EMD-AR 谱和 GA-BP 的滚动轴承故障诊断方法的效率和正确率进行深入研究。

1 基本理论

1.1 基于 EMD-AR 谱分析的特征提取

滚动轴承特征向量提取部分由经验模态分解和自回归谱分析两部分组成。通过经验模态分解,可将振动信号分解为有限个 IMF 分量之和,将信号划分到不同的频段,信号间的干扰也随之消减。同时,自回归谱分析可以有效地提取振动信号中的故障特征信息,因为自回归模型的参数和残差的方差分别反映了振动信号的固有特性和输出特性。

所以笔者将前 7 阶自回归模型的参数和残差的方差作为特征向量的组成部分,构建 8 维滚动轴承故障特征向量矩阵。

(1) 经验模态分解

经验模态分解主要针对于一些复杂不平稳的振动信号,并将这些信号进行分解,可以有效地提高信号的分解效率,得到的结果是有限个 IMF 分量之和。每个分量所包含的频率成分都是随信号的变化而变化的,并且每个分量之间是相互独立的^[12-15]。这些函数分量中既包含线性的分量,也包含非线性的分量,所以非常适合处理滚动轴承振动信号,之后可以对每一个分

量建立自回归谱,并进行分析。

(2) 自回归谱分析

自回归谱分析主要包含两部分,分别是对振动信号建立 AR 模型,以及通过模型系数算出信号的自功率谱。

AR 模型的一般表达式为:

$$y(n) = B(n) - \sum_{k=1}^N a_k y(n-k) \quad (1)$$

式中: $y(n)$ —自回归时间序列函数; $B(n)$ —有限带宽白噪声并且是正态分布; N —阶数。

信号的自功率谱公式如下:

$$G_y(f) = \frac{2T_s \sigma_B^2}{|1 - \sum_{k=1}^N a_k e^{-i2\pi k T_s}|^2} \quad (2)$$

式中: f_s —采样频率。

其中: $f \in [0 \sim f_s/2]$; $T_s = 1/f_s$ 。

1.2 基于遗传算法的优化 BP 神经网络

传统的 BP 神经网络结构如图 1 所示。

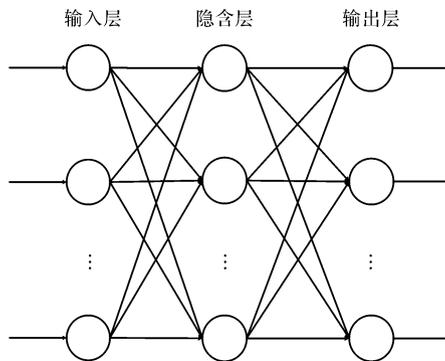


图 1 BP 神经网络结构

传统的 BP 神经网络是由前、中、后 3 层组成,分别对应的是输入层、隐含层和输出层。采集到的数据由输入层输入,经过隐含层之后通过不断调节网络参数(权值和阈值),使网络达到所希望的输出。BP 神经网络主要分为两个阶段:(1)第 1 个阶段是正向传播,输入层输入已知的数据样本,通过调节网络参数让网络从输入层开始计算下一层的输出;(2)第 2 个阶段是逆向传播,通过实际输出和预期输出之间的差距,不断对各权值和阈值进行修改以使误差降到最低。

遗传算法^[16,17](genetic algorithm, GA)的对象包含一个群体中的所有个体。遗传算法主要包括 5 个内容,分别是编码、解码、选择、交叉和变异。其中,遗传算法的基础是选择、交叉和变异,遗传算法的核心是编码和解码。通过调节个体适应度来对个体进行选择。新一代的种群是由个体间的交叉和变异产生的。求解问题中的答案就是将最新一代种群中的个体经过解码得出的。

遗传算法优化 BP 神经网络算法流程图如图 2 所示。

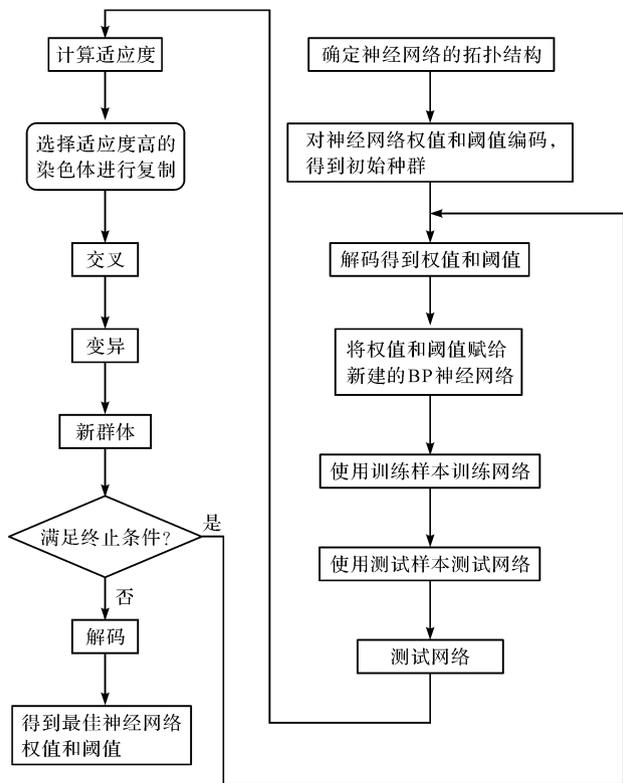


图 2 算法流程图

遗传算法优化 BP 神经网络^[18,19]的主要过程包括:首先确定 BP 神经网络的拓扑结构,之后进行优化求得最优的权值和阈值矩阵,最后再对网络进行训练和测试得出结果。其中,拓扑结构包括输入参数个数和输出参数个数,这样就可以确定哪些参数需要优化。通常神经网络的权值和阈值是随机获取的,这样对网络训练结果的影响很大,所以需要遗传算法对随机的初始权值和阈值进行优化,目的是可以得出最优的权值和阈值,使神经网络可以更好地对样本数据进行测试。

2 仿真与分析

2.1 实验数据

本文所使用的数据取自美国凯斯西储大学(CW-RU)轴承数据中心的轴承振动加速度数据。本文所选用的数据中采样频率为 12 kHz,转速为 1 797 r/min。数据包含正常、内圈故障、滚动体故障和外圈故障 4 种状态。

不同状态下轴承振动信号的原始时域波形图如图 3 所示。

2.2 特征提取

本文中滚动轴承 4 种振动信号一共收集了 60 组数据样本,每种信号包含 15 组样本。每种振动信号选前 10 组作为样本数据,其余的 5 组作为测试数据。其中,故障类型中的(1,0,0,0)、(0,1,0,0)、(0,0,1,0)

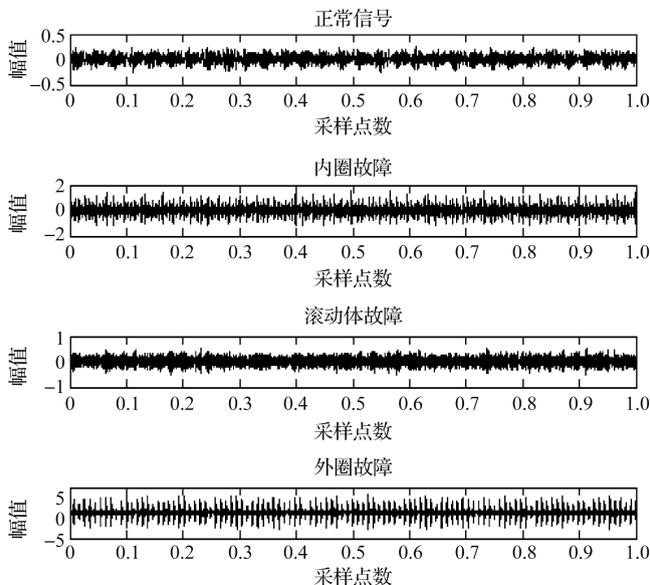


图 3 轴承振动信号原始时域波形图

和(0,0,0,1)分别代表滚动轴承的正常、内圈故障、滚动体故障和外圈故障 4 种类型。

根据滚动轴承振动机理,笔者在轴承诊断中选取前 6 个 IMF 分量作为分析信号,即可包含确诊信息。正常工况下前 6 个 IMF 分量信号如图 4 所示。

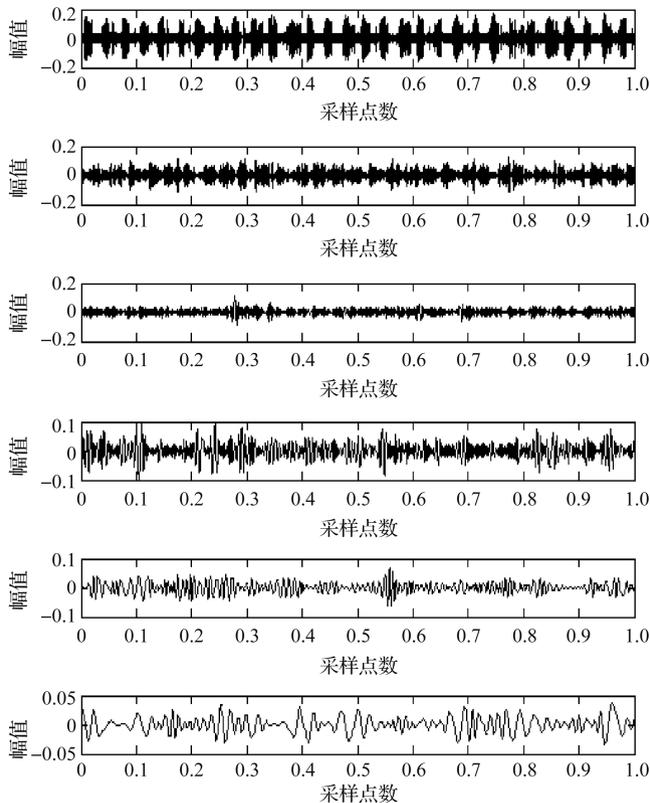


图 4 正常工况下前 6 个 IMF 分量信号

笔者对每组信号用 EMD-AR 谱分析的方法进行故障特征提取,得到了 8 个能量值组成的特征向量矩阵。

滚动轴承部分特征向量如表 1 所示。

表 1 滚动轴承部分状态特征向量

轴承状态	轴承标准模式特征向量							
正常状态	0.083 793	0.103 243	0.00 5184	0.027 412	0.000 283	0.001 871	0.000 598	0.001 538
正常状态	0.102 905	0.112 076	0.005 433	0.029 438	0.000 332	0.002 139	0.000 693	0.00 1704
内圈故障	0.143 266	0.355 345	1.023 003	0.360 012	0.019 276	0.041 712	1.209 025	0.266 851
内圈故障	0.147 182	0.346 601	0.992 467	0.344 591	0.019 208	0.050 911	1.154 341	0.268 862
滚动体故障	0.163 181	0.373 471	1.104 934	0.346 421	0.018 822	0.046 557	1.096 429	0.264 638
滚动体故障	0.157 935	0.361 508	1.179 941	0.344 311	0.016 585	0.047 741	1.055 491	0.325 985
外圈故障	0.172 172	0.072 253	7.114 634	0.575 576	0.109 834	0.108 471	9.457 161	1.148 544
外圈故障	0.182 398	0.067 627	8.086 186	0.612 736	0.105 204	0.109 599	8.793 153	1.192 555

2.3 仿真实验及对比分析

笔者将前述得到的特征向量矩阵作为神经网络的输入数据,所以输入层个数为 8;输出层对应的是轴承的 4 种状态,所以输出层个数为 4;计算得出隐含层神经元节点数为 17。这样神经网络结构是 8—17—4。最后,将滚动轴承状态特征向量作为神经网络的输入数据,让遗传算法对网络进行优化求出最优的权值和阈值。

误差进化曲线如图 5 所示。

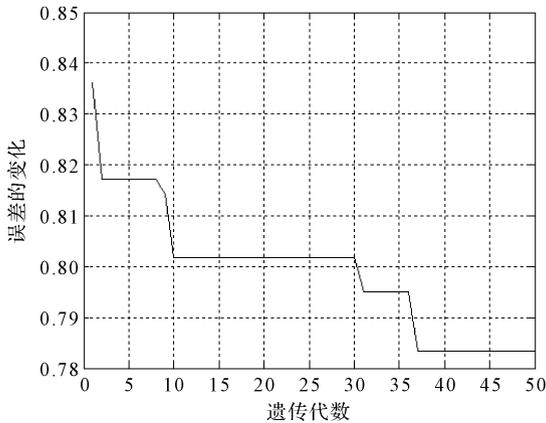


图 5 误差进化曲线

BP 神经网络训练误差曲线如图 6 所示。

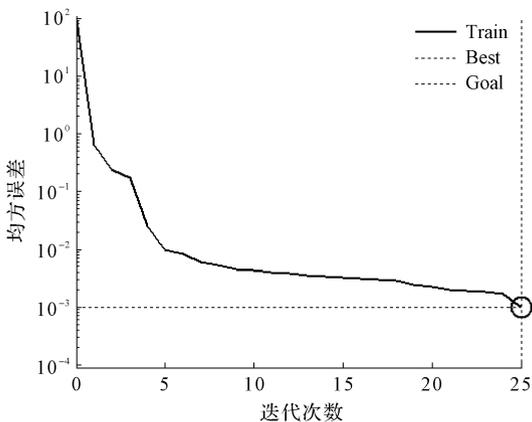


图 6 BP 神经网络训练误差曲线

GA-BP 神经网络训练误差曲线如图 7 所示。

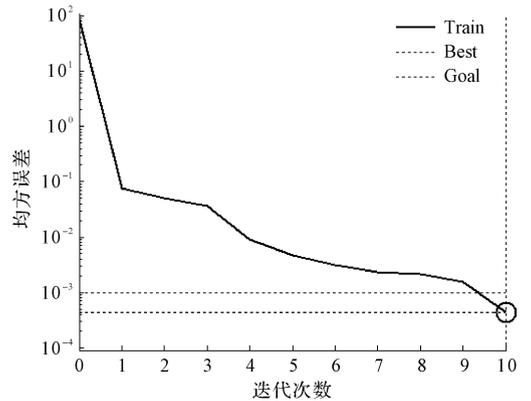


图 7 GA-BP 神经网络训练误差曲线

对比使用 BP 神经网络中的随机权值和阈值,经遗传算法优化后得到的权值和阈值,在两种情况下进行训练。

经过 25 次循环后,传统的 BP 神经网络达到训练目标;在相同的条件下,经过 10 次循环后,遗传算法优化 BP 神经网络达到训练目标。从收敛的速度来看,遗传算法优化 BP 神经网络的收敛速度要优于传统的 BP 神经网络。

3 种诊断模型的性能对比情况如表 2 所示。

表 2 3 种诊断模型性能比较

	测试样本 误差	训练样本 误差	故障 诊断率
BP 神经网络	2.736 5	3.416 7	77%
PSO-BP 神经网络	1.847 1	2.519 2	85%
GA-BP 神经网络	1.268 2	2.100 9	95%

为了进一步说明算法的有效性,笔者对 BP 神经网络、PSO-BP 神经网络和 GA-BP 神经网络进行测试。测试结果显示:在上述的 3 种诊断模型中,GA-BP 神经网络不仅测试样本误差和训练样本误差最低,而且故障诊断正确率最高,达到了 95%。

BP 神经网络、GA-BP 神经网络两种诊断模型的部分测试样本输出,如表 3 所示。

表 3 两种诊断模型部分测试样本输出

故障类型	BP 神经网络	GA-BP 神经网络	理想输出
正常	(1.031,0.009, -0.027, -0.054)	(1.237, -0.012,0.132,0.244)	(1,0,0,0)
	(0.997,0.013,0.035, -0.066)	(1.011,0.317, -0.172, -0.283)	(1,0,0,0)
内圈故障	(0.003,0.955, -0.033,0.082)	(-0.021,1.011,0.005,0,058)	(0,1,0,0)
	(0.045,0.983, -0.038,0.056)	(0.061,1.044,0.174, -0.067)	(0,1,0,0)
滚动体故障	(0.022,0.014,0.955, -0.022)	(0.343, -0.03,1.021,0.551)	(0,0,1,0)
	(0.219,0.115,0.898,0.002)	(-0.044, -0.027,0.988,0.374)	(0,0,1,0)
外圈故障	(-0.005,0.221,0.389,0.981)	(0.241,0.374, -0.116,0.958)	(0,0,0,1)
	(-0.112, -0.035,0.663,1.032)	(0.346, -0.083,0.036,1.017)	(0,0,0,1)

3 结束语

针对滚动轴承振动信号不平稳性和非线性等特点,为了更好地提取信号中的故障特征,本文利用经验模态分解将复杂的信号进行分解,之后再与 AR 谱分析进行结合,获取了滚动轴承不平稳且不规则的振动信号中所包含的故障信息,并将其转换成特征向量,再利用 GA-BP 神经网络对复杂系统进行全局优化,在加快收敛速度的同时,得到了所求问题的最优解,最后又对 BP 神经网络、PSO-BP 神经网络和 GA-BP 神经网络 3 种诊断模型进行了测试。

研究表明:基于 EMD-AR 谱和 GA-BP 的滚动轴承故障诊断方法可以有效地识别不同类型的故障特征,GA-BP 神经网络的收敛速度优于传统的 BP 神经网络,故障诊断的效率更高,同时其诊断的正确率达到了 95%。

参考文献 (References):

[1] ZHANG M, JIANG Z, FENG K. Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**,2017,93(9):460-493.

[2] 田立勇,境林.基于 ZoomGA-BPFFT 的排污泵故障诊断与分析[J]. **机械设计与研究**,2018,34(3):171-174.

[3] WANG Z, ZHANG Q, XIONG J, et al. Fault diagnosis of a rolling bearing using wavelet packet denoising and random forests[J]. **IEEE Sensors Journal**,2017,17(17):5581-5588.

[4] 宫玮丽,梁波,王晓兰.基于小波包和 Hilbert 包络分析的隧道掘进机主轴故障诊断方法研究[J]. **工业仪表与自动化装置**,2018,260(2):17-20.

[5] 张永超,李金才,赵录怀. PSO 优化 BP 神经网络齿轮箱故障诊断[J]. **电子技术应用**,2019(12):42-46.

[6] 许敬成,陈长征. BP 神经网络在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. **噪声与振动控制**,2018,38(S2):673-677.

[7] 刘松,顾继俊,汪颖,等.基于超声波检测的 BP 神经网络缺陷识别方法设计[J]. **压力容器**,2019,36(8):62-66,49.

[8] CHANG Z, JIA Q, YUAN X, et al. Main failure mode of oil-air lubricated rolling bearing installed in high speed machining[J]. **Tribology International**,2017(112):68-74.

[9] 周建民,郭慧娟,张龙.基于 ARG-BPFCM 的滚动轴承的性能退化评估[J]. **机械传动**,2017,41(12):73-76.

[10] LIU H, XIANG J. Autoregressive model-enhanced variational mode decomposition for mechanical fault detection[J]. **IET Science Measurement & Technology**,2019,13(6):843-851.

[11] 尚长沛,张松泓.基于 EMD 和 AR 模型的轴承故障诊断[J]. **食品与机械**,2019,35(7):117-120,146.

[12] 林思苗,张艳荣,郭丽萍.改进 WMRA 在滚动轴承故障诊断研究中的应用[J]. **机电工程**,2017,34(11):1255-1258,1303.

[13] 文周,薛美贵,卢飞燕.基于 MEA-BP 神经网络的封盒装置滑动轴承故障诊断方法[J]. **轻工机械**,2020,38(3):78-82.

[14] 张文凤,周俊.基于 Dropout-CNN 的滚动轴承故障诊断研究[J]. **轻工机械**,2019,37(2):62-67.

[15] YU X, DONG F, DING E, et al. Rolling bearing fault diagnosis using modified LFDA and EMD with sensitive feature selection[J]. **IEEE Access**,2018,6(99):3715-3730.

[16] 于洋,何明,刘博,等.基于 GAGA-BPIDBN 的滚动轴承故障声发射信号识别[J]. **无损检测**,2020,42(1):37-42.

[17] 王鹤,杨勇.基于遗传模糊神经网络的工程陶瓷线电极磨削加工参数优化研究[J]. **机电工程**,2019,36(6):579-583.

[18] 黄敏敏,颜文俊.基于遗传算法优化神经网络的光伏发电预测[J]. **机电工程**,2015,32(11):1509-1512.

[19] ZHANG D, LI W, WU X, et al. Application of simulated annealing genetic algorithm optimized back propagation (BP) neural network in fault diagnosis[J]. **International Journal of Modeling Simulation & Scientific Computing**,2019,10(4):46-49.

[编辑:杨骏泽]

本文引用格式:

任学平,霍灿鹏.基于 EMD-AR 谱和 GA-BP 的滚动轴承故障诊断研究[J]. **机电工程**,2021,38(7):892-896.

REN Xue-ping, HUO Can-peng. Fault diagnosis of rolling bearing based on EMD-AR spectrum and GA-BP[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2021,38(7):892-896.
《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>