DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.09.010

基于改进集成多隐层小波极限学习神经网络的 滚动轴承故障识别研究*

赵凡超¹,戴石良^{2,3},房华伟¹,张丽敏¹,刘 伟³ (1.广西中烟工业有限责任公司,广西柳州 535006;2.南华大学 土木工程学院, 湖南 衡阳 421001;3.湖南核三力技术工程有限公司,湖南 衡阳 421001)

摘要:由于强噪声和非线性、非平稳性等特性,导致滚动轴承振动信号存在难以提取和其工况状态难以辨识的问题,对此提出了一种基于改进集成多隐层小波极限学习神经网络的滚动轴承故障识别模型。首先,使用了谱分割小波变换,将采集到的滚动轴承振动信号分解为若干本征模态分量;然后,选择了较能反映轴承运行工况特征的模态分量,并加以了重构;最后,利用了不同小波函数设计了不同的多隐层小波极限学习神经网络,并加入了卷积机制,将重构后的信号输入不同的深层网络,进行了特征学习与故障识别,利用集成方法得到了最后的滚动轴承故障识别结果。研究结果表明:提出方法的平均故障识别准确率达到 99.42%,标准差仅为0.11;该方法自动特征提取能力和工况识别能力优于深度稀疏自动编码器、深度降噪自动编码器和深度信念网络等深度学习方法,适用于滚动轴承故障的自动识别。

Fault identification of rolling bearing based on improved ensemble multiple hidden layers wavelet ELM network

ZHAO Fan-chao¹, DAI Shi-liang^{2,3}, FANG Hua-wei¹, ZHANG Li-min¹, LIU Wei³

(1. China Tobacco Guangxi Industrial Company Limited, Liuzhou 535006, China;

2. School of Civil Engineering, University of South China, Hengyang 421001, China;

3. Hunan Nuclear Sunny Technology Engineering Company Limited, Hengyang 421001, China)

Abstract: Due to the characteristics of strong noise, nonlinearity, and non-stationarity, the vibration signal of rolling bearing was difficult to extract and its working condition was difficult to identify. Therefore, a rolling bearing fault recognition model based on improved ensemble multiple hidden layers wavelet ELM network (IEMHLWEN) was proposed. Firstly, a new spectral segmentation method was proposed and the collected rolling bearing vibration signals were decomposed by spectral segmentation wavelet transform, and the decomposed components which could better reflect the characteristics of bearing conditions were selected and reconstructed. Finally, different multiple hidden layers wavelet ELM networks were designed by employing different wavelet functions, and the reconstructed signals were fed into different deep networks for automatic feature learning and fault identification. The final result was obtained by ensemble learning method. The experimental results show that the average fault identification accuracy of proposed method reaches 99.42% and the standard deviation is only 0.11. The ability of condition automatic feature extraction and automatic condition identification are better than deep learning methods such as deep sparse auto-encoder, deep de-noising auto-encoder, deep belief network and so on, and it is suitable for automatic identification of rolling bearing faults. **Key words**: rolling bearing; ensemble learning; fault identification; extreme learning machine; wavelet transform; improved ensemble multiple hidden layers wavelet ELM network(IEMHLWEN)

基金项目:广西省工信委工业创新发展资助项目(1909014872)

收稿日期:2021-01-01

作者简介:赵凡超(1979-),男,河南民权人,硕士研究生,工程师,主要从事通用设备运行管理方面的研究。E-mail:ZHAOFANCHAO2020@163.com

0 引 言

滚动轴承是旋转机械的重要零部件之一,常工作 在高速重载工况下,很容易出现故障,因此,及时对滚 动轴承故障进行识别具有重要意义^[1]。

目前,基于"人工特征提取-人工特征选择-浅层 模式识别"的滚动轴承故障诊断方法研究较多。其 中,JIANG H K 等^[2]利用改进集合经验模态分解和多 小波包对轴承进行了故障诊断;LEI Y G 等^[3]利用多 种经验模态分解方法对轴承进行了故障诊断。然而现 场采集到的振动信号很容易受环境噪声干扰,具有一 定的非线性和非平稳性^[4],传统的轴承故障诊断方法 受主观影响较大,故障特征难以有效提取^[5]。

为克服传统轴承故障诊断方法的缺陷,李可 等^[6]提出了基于极限学习自编码器(extreme learning auto-encoder, ELAE)的轴承故障诊断方法, ELAE将 极限学习机(extreme learning machine, ELM)^[7]与自 编码器(auto-encoder, AE)^[8]结合,兼具 AE 与 ELM 的优势。

但 ELAE 为全连接网络,所需要学习的参数较多, 训练时间较长,受噪声影响较大;且 ELAE 一般使用 sigmoid 激活函数,不能逼近 L²(Rⁿ)空间中的任意函 数,泛化能力较弱^[9];同时,使用单一的网络进行识别 泛化能力差。此外,文献[10,11]的研究结果表明:滚 动轴承振动信号的噪声会严重降低网络的故障识别 率,因此有必要对采集到的轴承振动信号进行降噪前 处理。

传统的小波分析降噪方法通过对振动的信号频谱 进行二进制分割,从而将信号分解到不同频带,但其缺 乏自适应性^[12,13];经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)及其变体缺乏严格的理论基础,且 存在模态混叠和端点效应等缺陷^[14,15]。

本文针对上述研究的缺陷,提出一种改进集成多 隐层小波极限学习神经网络的滚动轴承故障识别 方法。

1 谱分割小波变换

谱分割小波变换(spectral segmentation wavelet transform,SSWT)是对轴承振动信号的频谱边界进行 有效检测和分割,然后建立小波滤波器提取相应的调 幅-调频成分,从而将信号分解为若干个本征模态函数 (intrinsic modal functions,IMFs)之和。本文提出一种 新的频谱分割方法,即考虑频谱形状,使用最大值滤波

器的包络寻找主频值,并采取如下准则筛选有效的频 率峰值:

准则1。包络平顶频谱宽度要大于统计滤波器 尺寸;

准则2。有效包络平顶不能出现在信号频谱的下 降趋势段;

准则3。把包络的局部极大值按降序排列,($M_1 \ge M_2 \ge \dots \ge M_M$,包括0和 π),取 $M_M + a(M_1 - M_M)$ 为阈值(其中:a—相对振幅比,0 < a < 1);对于确定的a,令大于阈值的极大值点个数为N,并取前N 个最大的极大值点求边界,边界求出后,N 个区间段中的每一段都可表示为 $A_n = [M_{n-1}, M_n]$,经反复实验,取a = 0.3;平顶频谱宽度、有效平顶、顺序滤波器的详细计算见文献[16];

由此,可得到所有区间边界。设 M_n 为第n个边界,母小波定义为 A_n 上的带通滤波器,尺度函数为 $\hat{\varphi}_n$ (w)和小波函数 $\hat{\psi}_n(w)$,通过文献[17]计算,可得谱分割小波变换的细节系数和近似系数:

$$W_f^{\varepsilon}(n,t) = \langle f, \psi_n \rangle = F^{-1}(\hat{f}(w)\hat{\psi}_n(w)) \quad (1)$$

$$W_{f}^{s}(0,t) = \langle f, \varphi_{1} \rangle = F^{-1}(\hat{f}(w)\hat{\varphi}_{1}(w)) \quad (2)$$

重建公式如下:

$$f(t) = W_f^{\varepsilon}(0,t) * \varphi_1(t) + \sum_{n=1}^{N-1} W_f^{\varepsilon}(n,t) * \psi_n(t)$$
(3)

式中:*一卷枳操作。

$$f_0(t) = W_f^{\varepsilon}(0, t) * \varphi_1(t)$$
 (4)

$$f_k(t) = W_f^{\varepsilon}(k,t) * \psi_k(t)$$
(5)

其中:*k* = (1,2,…,*N*-1)。 采用仿真信号*f*(*t*)进行分析,如下:

$$\begin{cases} f_{1}(t) = 0.43\cos[40\pi t - 5\cos(20t)] \\ f_{2}(t) = 0.23\cos[80\pi t - 3\sin(10t)] \\ f_{3}(t) = \cos(20\pi t) \\ f(t) = f_{1}(t) + f_{2}(t) + f_{3}(t) + w \end{cases}$$
(6)

式中: $f_3(t)$ —余弦信号; $f_1(t)$ —调频信号; $f_2(t)$ —调频 信号;w—白噪声。

笔者采用完备集合模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)对f(t)进行分解,分解结果如图1所示。

由图 1 可知, CEEMD 产生了严重的模态混叠 效应。

笔者采用谱分割小波变换对 f(t) 进行分解,分解的结果如图 2 所示。

由图2可知,谱分割小波变换能准确地分解仿真



谱分割小波变换分解结果 图 2

信号,对噪声鲁棒性较强。其中,所分解出的模态分量 IMF1、模态分量 IMF2、模态分量 IMF2 分别对应于 f_1 $(t) f_{2}(t) \pi f_{3}(t)_{\circ}$

笔者取与原信号相关性较强的前3层进行重构, CEEMD 时频谱如图 3 所示。



由图3可知,CEEMD时频谱杂乱,模态混叠严重。 谱分割小波变换时频谱图如图4所示。



由图4可知,谱分割小波变换时频谱能较为准确 地分解仿真信号,对噪声鲁棒性较强。

- 改进集成多隐层小波极限学习神 2 经网络
- 2.1 改进小波极限学习神经网络

ELAE 为3 层神经网络,结构如图5 所示。



图 5 中, 输入层神经元个数和输出层神经元个数 均为m,隐层神经元个数为L。ELAE 的第一步是将输 人数据 x 通过 sigmoid 激活函数变换为隐层特征向量 $\boldsymbol{h} = [h_1, h_2, \cdots, h_L]^{\mathrm{T}}$:

$$\boldsymbol{h} = sigmoid(\boldsymbol{W}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{b}) \tag{7}$$

式中:W-输入层到隐层的权值向量:b-偏置向量。 ELAE 的输出为:

$$=\boldsymbol{h}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta} \tag{8}$$

式中:**β**—隐含层到输出层的输出权重向量。

ELAE 的优化函数可以表示为:

$$\min \sum || \boldsymbol{h}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{x} ||^{2}$$
$$\min || \boldsymbol{\beta} || \qquad (9)$$

式中:**B**—隐层输出权重。

对于维度压缩, β 可以转化为:

$$\boldsymbol{\beta} = \left(\frac{\boldsymbol{I}}{\boldsymbol{C}} + \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}\right)^{-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}$$
(10)

式中:H—隐层映射矩阵:I—单位矩阵:C—常数。

但 ELAE 为全连接网络,训练速度慢,且易产生过 拟合,受噪声影响较大,而卷积神经网络(convolutional neural networks,CNN)的局部连接特性可有效降低网 络的过拟合;又小波函数具有一定的时频局部化能力, 因此,使用小波激活函数代替 ELAE 的 sigmoid 函数, 具有更优异的特征提取和表示的性能。

因此,笔者将小波和 CNN 的优势结合,构造改进 小波极限学习神经网络(improved wavelet ELM network,IWEN),如图6所示。



设 IWEN 的输入为 x,则隐层第 k 个节点输出 如下:

$$\boldsymbol{h}^{k} = \boldsymbol{\psi} \left[\left(\boldsymbol{x} \ast \boldsymbol{W}^{k} - \boldsymbol{c}^{k} \right) . / \boldsymbol{a}^{k} \right]$$
(11)

$$\psi(t) = \frac{t}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \tag{12}$$

式中: ψ —高斯小波; W^* —卷积核权重矩阵; a^* —小波 节点的尺度向量; c^* —小波节点的平移向量; * —卷积 符号;./—按元素相除符号。

IWEN 的输出如下:

$$y = \boldsymbol{h}^k * \boldsymbol{W}_T^k \tag{13}$$

式中:W_r--反卷积核权重矩阵转置。

改进多隐层小波极限学习神经网络堆叠多个 IWEN,能进一步提高网络学习到特征的质量。首先, 笔者利用振动信号样本训练第一层 IWEN,进而得到 第1 隐层特征;其次,将第1 隐层特征输入第2 层 IWEN,得到第2 隐层特征;以此类推。

2.2 集成学习

为克服单一深层网络泛化能力低的缺陷,笔者采 用3个具有不同小波激活函数的改进多隐层小波极限 学习神经网络的集成。

3种不同的小波激活函数如表1所示。

表1中,笔者利用3个不同小波函数的 IDEN 对 滚动轴承故障进行识别,最后的输出结果采用文献 [18]提出的加权平均方法。 表1 不同小波激活函数的方程

激活函数	方程		
Gaussian 小波	$f\left(\frac{t-c}{a}\right) = \frac{t-c}{\sqrt{2\pi a}} \exp\left(-\frac{(t-c)^2}{2a^2}\right)$		
Morlet 小波	$f\left(\frac{t-c}{a}\right) = \cos\left(5\frac{t-c}{a}\right)\exp\left(-\frac{(t-c)^2}{2a^2}\right)$		
Mexican 小波	$f\left(\frac{t-c}{a}\right) = \left(1 - \left(\frac{t-c}{a}\right)^2\right) \exp\left(-\frac{(t-c)^2}{2a^2}\right)$		

综上,采用该方法的轴承故障识别步骤如下: (1)采集滚动轴承不同工况的振动信号样本,随

机选取 80% 作为训练样本,其余为测试样本; (2) 对信号样本进行谱分割小波变换,得到 IMFs,

然后利用峭度评价指标对 IMFs 进行重建;

(3)将重构的训练样本输入 IEMHLWEN 进行训练;(4)使用测试样本对训练好的模型进行测试。故障识别流程图如图 7 所示。



图 7 本文方法故障识别流程图

3 实验验证

3.1 实验数据

为验证本文算法的可行性和有效性,笔者进行实 验验证。试验台如图8所示。



试验台由交流电动机、加速度计、转轴、测试轴承 等组成。其中,轴承型号为 SKF6205,采样频率设置为 10 kHz;采用电火花加工技术对轴承的外圈、内圈和滚 动体分别设置不同程度的损伤:0.18 mm(轻度损伤), 0.36 mm(中度损伤)和0.50 mm(重度损伤)。 限于文章篇幅,笔者取10种不同滚动轴承运行工况,如表2所示。

工况	代号	编码	转速/(r・min ⁻¹)
正常	a	000000001	2 100
正常	\mathbf{b}	000000010	2 400
内圈轻微故障	с	000000100	2 100
内圈中度故障	d	0000001000	2 400
内圈重度故障	е	0000010000	2 100
外圈轻微故障	f	0000100000	2 100
外圈中度故障	g	0001000000	2 400
外圈重度故障	h	0010000000	2 100
滚珠轻微故障	i	010000000	2 400
滚珠重度故障	j	100000000	2 100

表 2 10 种滚动轴承运行工况

最后得到每种工况下 8 000 个样本,每个样本 1 024个采样。

10种电机轴承运行工况的时域图如图9所示。



由图9可知,故障信号受噪声干扰严重,难以直接 从时域图中对滚动轴承的故障类型及程度进行有效 区分。

3.2 实际信号分解

笔者以轴承外圈中度故障振动信号为例,分别采 用谱分割小波变换和 CEEMD 对其进行分解,分解结 果如图(10,11)所示。

根据峭度指标,笔者选择峭度值较大的前3个分 量进行重构,如图12所示。

笔者以均方根误差(RMSE)和信噪比(SNR)衡量



重构降噪效果, RMSE 越小且 SNR 越高, 表明降噪效

果越好。

经计算,CEEMD 重构信号 SNR 和 RMSE 分别为 1.79 和 3.789,谱分割小波变换重构信号的 SNR 和 RMSE 分别为 6.68 和 1.081。该结果说明,谱分割小 波变换方法很好地实现了重构降噪。

随后,笔者对降噪后的轴承振动信号进行相应的 时频变换,如图(13,14)所示。



3.3 故障识别与分析

为验证本文方法的有效性,笔者采用不同模型进行分析对比,每个深层网络结构均为1024-512-256-128-64-32-10。

方法1。SSWT-IEMHLWEN;

方法2。CEEMD-IEMHLWEN;

方法3。VMD-IEMHLWEN;

方法4。SSWT-IMHLWEN(改进多隐层小波极限 学习神经网络, Morlet 小波激活函数);

方法5。SSWT-DAE(深层自编码器);

方法6。SSWT-DBN(深层信念网络);

方法7。信号不经处理直接输入 IEMHLWEN。

这几种方法 10 次实验平均故障识别率与标准差 如表 3 所示。

表 3 不同方法的平均故障识别结果

识别准确率(×100%)±标准差	方法
1 99.42 ± 0.11	方法1
2 94.23 ± 0.97	方法2
3 95.74 ±0.82	方法3
4 95.36 ± 0.96	方法 4
5 92.08 ± 1.85	方法5
6 92.15 ± 1.67	方法6
7 91.16 ± 1.97	方法 7
1 99.42 ± 0.11 2 94.23 ± 0.97 3 95.74 ± 0.82 4 95.36 ± 0.96 5 92.08 ± 1.85 6 92.15 ± 1.67 7 91.16 ± 1.97	方法1 方法2 方法法3 方法5 方法5 方法6 方法7

由表3可知:本文所提方法具有更高的故障识别 准确率(99.42%)和更小的标准差(0.11);基于 CEEMD和VMD信号分解前处理的方法均存在一定 程度的模态混叠现象,导致难以为IEMHLWEN提供 较为优异的训练样本,轴承故障识别率较低;若直接将 带噪声振动信号输入IEMHLWEN,受噪声影响,故障 识别率仅91.16%,远低于本文方法,验证了分解降噪 前处理的有效性;

同时,由表3可知,将多个深层网络进行集成的识别结果要优于单一的深层网络,这是因为单一深层网络,这是因为单一深层网络泛化能力低,进一步验证了集成学习的优势。

3.4 不同比例的训练集对故障识别准确率的影响

训练集和测试集的样本比例对模型的故障识别率 有一定影响,若训练集样本比例过低,则会引起 IEM-HLWEN 欠拟合;若训练集样本比例过高,则会引起 IEMHLWEN 过拟合。可见,欠拟合和过拟合均会影响 IEMHLWEN 的故障识别准确率。

训练集样本占比 60% ~ 90% 时,本文模型的故障 识别准确率如图 15 所示。



图 15 不同比例的训练集对故障识别准确率的影响

由图 15 可知,在训练集样本占比 60% ~80% 时, 本文模型的故障识别率随训练集样本所占比例的增加 而增加,当超过 80% 时,工况识别率已不再上升,故笔 者选取 80% 的训练集样本。

3.5 CWRU 数据集下不同方法的轴承故障识别率

为进一步验证 IEMHLWEN 方法的有效性,笔者 以轴承故障诊断领域的 Benchmark 数据集:西储大学 CWRU 轴承数据集^[19]为对象。

CWRU 轴承数据集利用电火花技术在轴承内圈、

滚动体和外圈上引入单点损伤,损伤直径分别为0.17 mm、0.35 mm、0.53 mm,使用安装在驱动端且转速为1720 r/min~1797 r/min,以及采样频率为12 kHz 和48 kHz 时的电机振动数据,生成数据集。

CWRU 轴承实验台如图 16 所示。



图 16 CWRU 数据集实验台

限于计算资源,笔者从数据集中选取7种不同的 轴承故障工况,如表4所示。

工况状态	代号	编码	转速/Hz	样本数量
正常	а	1000000	35	8 000
内圈故障 0.17 mm	b	0100000	37.5	8 000
内圈故障 0.35 mm	с	0010000	40	8 000
外圈故障 0.17 mm	d	0001000	35	8 000
外圈故障 0.35 mm	е	0000100	37.5	8 000
滚动体故障 0.17 mm	f	0000010	40	8 000
滚动体故障 0.35 mm	g	0000001	37.5	8 000

表4 7种滚动轴承故障工况

为进一步证明 IEMHLWEN 方法的优势,笔者采用 轴承故障诊断领域的 2 个 Benchmark 方法进行对比分 析,分别为:文献[20]提出的追踪深层小波自动编码器 (tracking deep wavelet auto-encoder, TDWAE)和文献 [21]提出的集成深层自动编码器(ensemble deep autoencoders, EDAE);3 种方法的输入均为1 024 维信号样 本,各网络结构均为1024-512-256-128-64-32-7。

笔者共进行 10 次试验,3 种方法的平均识别精度、 F₁ 值、平均训练用时和平均测试用时,如表5 所示。

表 5	不同方法的识别结果
-----	-----------

方法	识别	г 店	平均训练	平均测试
	精度/%	<i>г</i> ₁ ш.	用时/s	用时/s
IEMHLWEN	99.08	0.969	212.72	0.083
TDWAE	97.13	0.951	161.82	0.089
EDAE	98.64	0.958	250.64	0.092

 F_1 值计算如下:

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \tag{14}$$

式中:P,Q-准确率和召回率。

其中,*F*₁ 在[0,1]之间,0 代表最差,1 代表最好。 由表5 可知,IEMHLWEN 网络具有更高的识别准 确率(99.08%)和更大的 F₁ 值(0.969),能较为稳定地 识别出滚动轴承的不同故障类型及故障程度。由于信 号前处理的原因,训练用时高于 TDWAE,但低于 EDAE。由于 EDAE 是多个 DAE 进行集成学习,训练用 时较多,但3种方法单个样本的平均测试时间均较低。

4 结束语

为解决滚动轴承振动信号存在难以提取和其工况 状态难以辨识的问题,本文提出了一种基于改进集成 多隐层小波极限学习神经网络的滚动轴承故障识别方 法。采用该方法得到的滚动轴承故障识别准确率达到 了 99.42%,标准差为 0.11。

主要研究结论如下:

(1)提出了一种谱分割小波变换振动信号分解方法,对采集到的滚动轴承振动数据的频谱进行分割,频 谱分割时考虑频谱形状;并采取阈值准则筛选有效频 率峰值,从而自适应划分信号频段进而自动确定分解 模态数,能较准确地分解仿真信号和实际滚动轴承振 动信号,对噪声鲁棒性较强,为后续 IEMHLWEN 自动 特征提取和故障识别提供优秀的训练样本;

(2)提出的 IEMHLWEN 将 CNN 的局部连接特性和 ELM 结合,可有效降低网络的过拟合,提高了滚动轴承故障识别准确率,且将单一深层网络模型进行集成,获得了比单一深层模型更好的学习效果。

在后续的研究中,笔者将进一步研究谱分割小波 变换的更为有效的频谱分割算法,以及 IEMHLWEN 更有效的训练算法。

参考文献(References):

- [1] 万晓静,孙文磊,陈 坤. 基于 CEEMD 能量熵特征提取
 和 VNWOA-LSSVM 的风力机轴承故障诊断方法研究
 [J]. 机电工程,2020,37(10):1186-1191.
- [2] JIANG H K, LI C L, LI H X. An improved EEMD with multiwavelet packet for rotating machinery multi-fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36(2):225-239.
- LEI Y G, LIN J, HE Z J, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery
 [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35 (1-2):108-126.
- [4] ZHANG X L, WANG B J, CHEN X F. Intelligent fault diagnosis of roller bearings with multivariable ensemble-based incremental support vector machine [J]. Knowledge-based Systems, 2015(89):56-85.
- [5] WEI Z X, WANG Y X, HE S L, et al. A novel intelligent method for bearing fault diagnosis based on affinity propagation clustering and adaptive feature selection [J]. Knowl-

edge-based Systems, 2017, 116(1):1-12.

- [6] 李 可,熊 檬,宿 磊,等.基于改进深层极限学习机的 故障诊断方法[J].振动.测试与诊断,2020,40(6):1120-1127,1232.
- [7] 王一宾,李田力,程玉胜,等.基于核极限学习机自编码器的标记分布学习[J].山东大学学报:工学版,2020,50
 (3):58-65.
- [8] LEI Y G, JIA F, LIN J, et al. An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63 (10): 3137-3147.
- [9] 贾文娟,张煜东. 自编码器理论与方法综述[J]. 计算机系 统应用,2018,27(5):1-9.
- [10] 陈是扦,彭志科,周 鹏.信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J].机械工程学报,2020,56(17):91-107.
- [11] 胡茑庆,陈徽鹏,程 哲,等.基于经验模态分解和深度 卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J].机械工 程学报,2019,55(7):9-18.
- [12] 吴雅朋,王吉芳,徐小力,等. 基于小波分析的 FastICA 联合降噪方法在滚动轴承故障诊断中的应用研究[J]. 中国机械工程,2017,28(18):2183-2188,2197.
- [13] 涂志松. 基于小波包和支持向量机的滚动轴承故障诊断

[J]. 机电工程技术,2020,49(12):4.

- [14] 李宇恒,蒋章雷,梁 好,等.基于 EEMD 对称差分能量 谱的行星齿轮箱故障诊断[J].组合机床与自动化加工 技术,2020(10):122-125.
- [15] 池永为,杨世锡,焦卫东,等. 基于 EMD-DCS 的滚动轴承伪 故障特征识别方法[J]. 振动与冲击,2020,39(9):9-16.
- [16] 朱艳萍,包文杰,涂晓彤,等.改进的经验小波变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J].噪声与振动控制,2018, 38(1):199-203.
- [17] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16):3999-4010.
- [18] 姜正申,刘宏志,付 彬,等.集成学习的泛化误差和 AUC 分解理论及其在权重优化中的应用[J].计算机学 报,2019,42(1):1-15.
- [19] 乔美英,汤夏夏,闫书豪,等.基于改进稀疏滤波与深度 网络融合的轴承故障诊断[J].浙江大学学报:工学版, 2020,54(12):2301-2309,2422.
- [20] SHAO H D, JIANG H K, ZHAO K W, et al. A novel tracking deep wavelet auto-encoder method for intelligent fault diagnosis of electric locomotive bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 110(9):193-209.
- [21] 张永峰,陆志强.基于集成神经网络的剩余寿命预测 [J].工程科学学报,2020,42(10):1372-1380.

[**编辑:**李 辉]

本文引用格式:

赵凡超,戴石良,房华伟,等. 基于改进集成多隐层小波极限学习神经网络的滚动轴承故障识别研究[J]. 机电工程,2021,38(9):1152-1159. ZHAO Fan-chao, DAI Shi-liang, FANG Hua-wei, et al. Fault identification of rolling bearing based on improved ensemble multiple hidden layers wavelet ELM network[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021,38(9):1152-1159. 《机电工程》杂志:http://www.meem.com.cn

(上接第1137页)

- [4] GOLPAYEGANI S H, EMAMIZADEH B. Designing work breakdown structures using modular neural networks [J].
 Decision Support Systems, 2007, 44(1):202-222.
- [5] 焦合军,张 璟,李军怀,等.协同设计中基于混合 Petri
 网的云工作流表示模型[J].应用科学学报,2014,32
 (6):645-651.
- [6] MEIER C, YASSINE A A, BROWNING T R. Design process sequencing with competent genetic algorithms [J].
 Journal of Mechanical Design, 2007, 129(6):566-585.
- [7] 温跃杰,赵 晟.基于 DSM 的航天器信息建模方法及应 用[J].航天器工程,2012,21(1):83-88.
- [8] 郭 凯,王仲奇,付广磊. 深度优先搜索在耦合任务集识 别中的应用[J]. 科学技术与工程,2010,10(14):3340-3343.
- [9] LIN Jun, QIAN Yan-jun, YASSINE A A, et al. A fuzzy approach for sequencing interrelated activities in a DSM[J].
 International Journal of Production Research, 2012, 50

(23):7012-7025.

- [10] 李潇波,赵 亮,许正蓉.基于改进的 DSM 耦合任务规 划方法的研究[J]. 中国机械工程,2010,21(2):212-217.
- [11] 王志亮,张友良.复杂耦合系统设计过程动态规划[J]. 计算机工程与应用,2005(13):117-120.
- [12] 田启华,梅月媛,杜义贤,等.基于聚类分析的大容量耦 合设计任务规划的研究[J].中国机械工程,2018,29 (5):544-551.
- [13] EPPINGER S D, WHITNEY D E, Smith R P, et al. Organizing the tasks in complex design projects [J]. Lecture Notes in Computer Science, 1991, 492:229-252.
- [14] 李 慧,欧阳鑫玉.基于动态图的复杂系统建模方法 [J].计算机时代,2019(8):49-52.
- [15] CHEN Li, DING Zhen-dong, LI Si-mon. A formal two-phase method for decomposition of complex design problems [J].
 Journal of Mechanical Design, 2005, 127(2):184-195.