

【电子与信息科学 / Electronics and Information Science】

基于振动特征优选和极限学习机的滚动轴承故障诊断

王素华¹, 徐小健², 于飞², 樊清川²

1) 武昌首义学院机电与自动化学院, 湖北武汉 430064; 2) 海军工程大学电气工程学院, 湖北武汉 430033

摘 要: 为解决滚动轴承故障诊断存在的振动信号故障信息提取模糊, 诊断精度较低的问题, 提出一种将改进的固有时间尺度分解(improved intrinsic time-scale decomposition, IITD)算法与极限学习机(extreme learning machine, ELM)相结合的故障诊断模型, 记为COA-ELM. 利用IITD算法分解振动信号获取其固有旋转(proper rotation, PR)分量, 并基于多尺度熵理论计算各PR分量的多尺度熵值重构特征向量. 利用郊狼优化算法(coyote optimization algorithm, COA)对ELM网络的输入权值和隐藏层阈值进行寻优. 采用最优ELM网络对7种滚动轴承状态进行诊断, 结果表明, 本研究所建COA-ELM模型的滚动轴承故障诊断精度能够达到96.4%, 相较于传统的故障诊断模型性能有着显著的提升.

关键词: 计算机网络; 随机振动力学; 故障诊断; 滚动轴承; 改进的固有时间尺度分解; 郊狼优化; 极限学习机

中图分类号: TH133.33; TP277

文献标志码: A

DOI: 10.3724/SP.J.1249.2023.04504

Fault diagnosis of rolling bearing based on vibration feature optimization and extreme learning machine

WANG Suhua¹, XU Xiaojian², YU Fei², and FAN Qingchuan²

1) Institute of Mechatronics and Automation, Wuchang Shouyi University, Wuhan 430064, Hubei Province, P. R. China

2) College of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, Hubei Province, P. R. China

Abstract: In order to solve the problems of fuzzy extraction of vibration signal fault information and low diagnosis accuracy in rolling bearing fault diagnosis, we propose a new fault diagnosis model named as COA-ELM by combining the improved intrinsic time-scale decomposition (IITD) method with extreme learning machine (ELM). Firstly, the IITD algorithm is used to decompose the vibration signals to obtain the proper rotation (PR) components and then the multi-scale entropy value of each PR component is calculated based on the multi-scale entropy theory to reconstruct the feature vector. Secondly, the coyote optimization algorithm (COA) is used to optimize the input weights and hidden layer thresholds of ELM network to obtain COA-ELM model. Finally, the optimal ELM network is used to diagnose the seven different rolling bearing fault states. The experimental results show that the proposed COA-ELM model can achieve a fault diagnosis accuracy of 96.4% for rolling bearings, which is significantly better than the traditional fault diagnosis model.

Key words: computer neural network; stochastic vibration mechanics; fault diagnosis; rolling bearing; improved intrinsic time-scale decomposition; coyote optimization; extreme learning machine

Received: 2022-10-21; **Accepted:** 2023-04-04; **Online (CNKI):** 2023-06-13

Foundation: National Natural Science Foundation of China (51877212); Hubei Provincial Department of Education Scientific Research Program Funding Project (B2021356)

Corresponding author: Associate professor YU fei. E-mail: 2557192768@qq.com

Citation: WANG Suhua, XU Xiaojian, YU Fei, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on vibration feature optimization and extreme learning machine [J]. Journal of Shenzhen University Science and Engineering, 2023, 40(4): 504-512. (in Chinese)

<http://journal.szu.edu.cn>



滚动轴承直接影响着旋转机械的机械作业的效率.机械长时间高强度的运作会造成滚动轴承出现缺陷和故障,轻则影响设备性能,重则造成安全事故,因此,研究滚动轴承的故障诊断有重要意义.振动信号包含了丰富的机械的健康状态信息,对滚动轴承振动信号进行挖掘,是目前最有效的故障诊断研究方法之一.廖智勤等^[1]提出一种基于集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)关联维数与机器学习相结合的微震信号特征提取和分类方法,利用EEMD将微震信号分解为本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量并提取主分量,再通过相空间重构计算出各个主分量的关联维数,最后将所得到的关联维数作为特征向量,提高了机器学习的故障诊断精度.唐刚等^[2]为提高轴承故障诊断的准确率,提出一种利用参数优化的变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)提取方法,提取重构信号的峭度系数、能量等值,对故障信号的特征进行量化.徐艳等^[3]提出一种基于奇异值分解(singular value decomposition, SVD)的有载分接开关振动信号特征提取方法,根据奇异熵确定SVD的降噪阶次对振动信号进行小波包-SVD降噪,接着对降噪后的信号进行经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),并求降噪后信号的功率谱密度(power spectral density, PSD),最后运用功率谱密度能量构造特征量,有效提高了振动信号的信噪比.张珂等^[4]针对轴承工作环境复杂多变的情况,提出一种多模态注意力卷积神经网络,并利用该网络提取出有效的故障特征,有效提高了变工况下轴承故障诊断的精度.纪俊卿等^[5]提出了一种改进的混沌粒子群优化支持向量机(support vector machine, SVM)的轴承故障诊断方法,解决了旋转机械轴承微弱故障辨识困难的问题.李可等^[6]提出了一种基于shapelets的多源迁移学习轴承故障诊断方法,在处理小样本与强噪声情况的案例时故障诊断精度较高.董建伟等^[7]借助残差网络进行数据特征提取,再通过胶囊网络进行特征矢量化处理,最后利用模糊聚类改进的动态路由方法实现了轴承故障分类.向川等^[8]将多个稀疏自编码网络堆叠以提高其挖掘数据深层信息的能力并进行特征提取,再将提取的特征输入到极限梯度提升模型,实现了轴承故障特征的自适应识别.

本研究将改进的固有时间尺度分解(improved intrinsic time-scale decomposition, IITD)^[9]和多尺度

熵^[10-11]结合来处理振动信号,重构振动信号的特征向量,并将其作为优化后的极限学习机(extreme learning machine, ELM)的输入用于轴承故障类别的判断.此故障诊断模型记为COA-ELM,其主要原理是:对原始振动信号进行IITD后获得多个固有旋转(proper rotation, PR)分量,计算各PR分量的多尺度熵值来重构故障特征向量,再用优化的ELM对轴承故障进行诊断分类.

1 基于IITD和多尺度熵的特征提取的基本原理

1.1 IITD

固有时间尺度分解(intrinsic time-scale decomposition, ITD)是一种时频分解方法,即将任一非线性非平稳信号 $X_i(t \geq 0)$ 分解为一组PR分量($\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$, n 为PR分量数量.)和残余量.ITD定义了PR分量的瞬时幅值、瞬时相位以及瞬时频率.信号的分解步骤^[12]为

1) 对信号 X_i 定义算子 L 用于获取信号低频基线分量 L_i ,定义算子 H 获取高频分量 H_i ,则有

$$X_i = LX_i + (1 - L)X_i = LX_i + HX_i = L_i + H_i \quad (1)$$

2) 求解信号 X_i 的所有极值点 X_k 及对应的时刻 t_k , $k = 1, 2, \dots, M$, M 为极值点总数,定义起始时间 $t_0 = 0$.

3) 在两个相邻极值点对应的的时间区间 $[t_k, t_{k+1}]$ 上,定义第 $k+1$ 个基线分量为

$$L_{k+1} = \alpha \left[X_k + \frac{t_{k+1} - t_k}{t_{k+2} - t_k} (X_{k+2} - X_k) \right] + (1 - \alpha) X_{k+1} \quad (2)$$

其中, α 为线性缩放因子,一般取0.5.

4) 将基线信号看作原始信号,并返回步骤2),直至基线信号变为一个常函数时停止,则原始信号被分解为

$$X_i = LX_i + HX_i = [H(1 + L) + L^2]X_i = \left(H \sum_{q=0}^{n-1} L^{(q)} + L^{(n)} \right) X_i \quad (3)$$

其中, $HL^{(q)}X_i$ 为固有旋转分量; $L^{(n)}X_i$ 为分解后的余量; n 为分解层数.

鉴于ITD处理信号时,分解后的信号可能会因为出现毛刺而失真,引入Akima插值将ITD改进为IITD.IITD具体步骤为

1) 统计信号 X_i 的所有极值点 X_k ,并根据式(1)

和式(2)提取各基线控制点 L_k .

2) 利用镜像对称延拓法处理端点信号, 得到信号左端和右端的极值点 (t_0, X_0) 和 (t_{M+1}, X_{M+1}) , 令 k 分别为0和 $M-1$ (M 为极值点总数), 求得 L_1 和 L_M , 并利用Akima插值函数将所有 L_k 拟合求出基线信号 $L_1(t)$.

3) 将基线信号从原信号中分离, 求得固有旋转因子为

$$h_1(t) = X_t - L_1(t) \quad (4)$$

若 $h_1(t)$ 满足固有旋转分量条件, 即 $L_{k+1} \neq 0$, 则输出 $h_1(t)$, 并令 $R_1 = h_1(t)$. 若 $L_{k+1} = 0$, 则把 $h_1(t)$ 作为原始信号并返回执行1), 循环迭代至 $|L_{k+1}| \leq \zeta$ 时结束, ζ 为给定的阈值, 此时, $h_1(t) = R_1$.

4) 将 R_1 分量从原始信号中分离出来, 获得新的信号为

$$r_1(t) = X_t - R_1 \quad (5)$$

再将 $r_1(t)$ 看作新的原始信号重复步骤1)~4), 获取原信号 X_t 的第2个PR分量 R_2 . 以此类推, 直到第 $n-1$ 次分解时残余量 $r_n(t)$ 为一单调函数或常函数. 最终, 原始信号 X_t 被分解为 n 个满足条件的PR分量和残余量 $r_n(t)$ 之和.

$$X_t = \sum_{q=1}^n R_q + r_n(t) \quad (6)$$

1.2 多尺度熵

多尺度熵是由COSTA等^[10]提出的一种用来表示在不同尺度下时间序列无规则程度的方法, 能有效降低结果对时间序列的可靠性依赖. 计算IITD分解后的多尺度熵的基本步骤^[11]为

1) 将振动信号经过IITD分解后的PR分量作为输入, 将第 q 段长度为 T 的PR分量分别记作 $R_q(\lambda)$, $\lambda = 1, 2, \dots, T$. 该序列经过嵌入维数为 m , 获得一组新的粗粒序列为

$$u^\tau(\lambda) = \frac{1}{\tau} \sum_{\lambda=(\eta-1)\tau+1}^{\eta\tau} R_q(\lambda) \quad (7)$$

其中, τ 为尺度因子, $\tau = 1, 2, \dots$; 一般 $1 \leq \eta \leq T/\tau$. 当 $\tau = 1$ 时, $u^1(\lambda)$ 即为原始序列; 当 $\tau > 1$ 时, R_q 就被切分为 T/τ 个长度为 τ 的粗粒序列 $u^\tau(\lambda)$.

2) 计算每个时间尺度 τ 下的新样本熵. 新序列 $u^\tau(1)$ 到 $u^\tau(T-m+1)$ 构成一组 m 维矢量, 即

$$U^\tau(\lambda) = [u^\tau(\lambda), u^\tau(\lambda+1), \dots, u^\tau(\lambda+m-1)] \quad (8)$$

其中, $\lambda = 1, 2, \dots, T-m+1$.

3) 矢量 $U^\tau(\lambda)$ 与 $U^\tau(\eta)$ 之间对应的最大元素差

值定义为矢量间距, 即

$$d[U^\tau(\lambda), U^\tau(\eta)] = \max |u^\tau(\lambda + \theta - 1) - u^\tau(\eta + \theta - 1)| \quad (9)$$

其中, $\theta = 0, 1, \dots, m-1$; $\lambda, \eta = 1, 2, \dots, T-m+1$.

4) 定义一个相似系数 s , 并统计 $d[U^\tau(\lambda), U^\tau(\eta)] \leq s$ 的数目 D_λ , 并将 D_λ 与总矢量数目 $T-m$ 的比值记为 $D_\lambda^{\tau, m}(s) = \frac{D_\lambda}{T-m}$, 再对所有 $D_\lambda^{\tau, m}(s)$ 求平均值, 得

$$D^{\tau, m}(s) = \frac{1}{T-m+1} \sum_{\lambda=1}^{T-m+1} D_\lambda^{\tau, m}(s) \quad (10)$$

5) 令矢量维数上升1维, 重复1)~4), 得

$$D_\lambda^{\tau, m+1}(s) = \frac{D_\lambda}{T-m-1} \quad (11)$$

$$D^{\tau, m+1}(s) = \frac{1}{T-m} \sum_{\lambda=1}^{T-m} D_\lambda^{\tau, m+1}(s) \quad (12)$$

6) 当时间序列长度有限, 则尺度 τ 下样本熵为

$$E_s(m, s, \tau) = -\ln[D^{\tau, m+1}(s)/D^{\tau, m}(s)] \quad (13)$$

计算原始序列每个尺度 τ 下的样本熵值, 得出多尺度熵为

$$E_{MS} = \left\{ \tau \mid E_s(m, s, \tau) \right\} = -\ln[D^{\tau, m+1}(s)/D^{\tau, m}(s)] \quad (14)$$

在计算时需预设维数 m , 相似系数 s 和尺度因子 τ , 本研究依据经验设置 $m = 2$, $s = 0.108 \sim 0.258$ (δ 为数据序列标准差), $\tau \leq 20$. 本研究选择 $m = 2$, $\tau = 10$.

2 基于优化ELM模型的故障诊断

优质的特征数据对故障诊断结果至关重要, 因此, 将提取到的特征数据输入故障诊断模型中能极大地提升故障诊断的精度.

2.1 ELM模型

ELM是一种前向型的单隐层神经网络模型, 包括输入层、输出层和隐藏层(图1), 这种结构既保留单层结构的学习精度又大幅加快了学习速度. ELM模型隐藏层内神经元的阈值、输入层与隐藏层之间的连接权值都是在初始化网络时随机生成的, 一旦生成不再改变. 相比传统的单隐层网络, ELM模型还具有较强的泛化能力, 除了能够解决回归、拟合等问题, 还能够在处理分类和模式辨识等问题

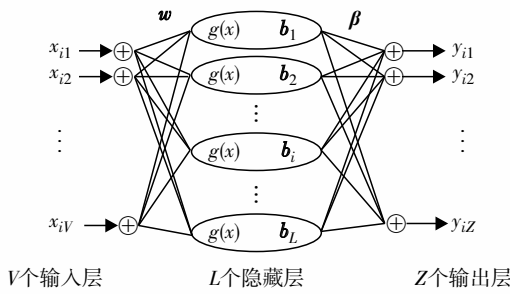


图1 ELM结构图

Fig. 1 ELM structure.

时发挥重要作用。

设多尺度熵计算后的样本数为 K , 其中, 第 i 个样本对应的特征矢量为 $\mathbf{x}_i (i = 1, 2, \dots, K)$, $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iV}] \in \mathbf{R}^V$; $\mathbf{y}_i$ 为 $\mathbf{x}_i$ 的期望输出, $\mathbf{y}_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iZ}] \in \mathbf{R}^Z$, 设 L 为隐藏层单元数目^[13], 则网络模型为

$$\sum_{j=1}^L \beta_j g(\mathbf{w}_j \mathbf{x}_i + \mathbf{b}_j) = \mathbf{y}_i \quad (15)$$

其中, g 为激励函数; $\mathbf{w}_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jV})^T$ 和 $\beta_j = (\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jZ})^T$ 分别为输入和输出单元的权值向量; $\mathbf{b}_j$ 为隐藏层第 j 个节点的偏置向量. 式(15)的矩阵形式为

$$H\beta = Y \quad (16)$$

其中,

$$H = \begin{bmatrix} g(\mathbf{w}_1 \mathbf{x}_1 + \mathbf{b}_1) & g(\mathbf{w}_2 \mathbf{x}_1 + \mathbf{b}_2) & \dots & g(\mathbf{w}_L \mathbf{x}_1 + \mathbf{b}_L) \\ g(\mathbf{w}_1 \mathbf{x}_2 + \mathbf{b}_1) & g(\mathbf{w}_2 \mathbf{x}_2 + \mathbf{b}_2) & \dots & g(\mathbf{w}_L \mathbf{x}_2 + \mathbf{b}_L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(\mathbf{w}_1 \mathbf{x}_K + \mathbf{b}_1) & g(\mathbf{w}_2 \mathbf{x}_K + \mathbf{b}_2) & \dots & g(\mathbf{w}_L \mathbf{x}_K + \mathbf{b}_L) \end{bmatrix},$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \beta_2^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times Z}, \quad Y = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^T \\ \mathbf{y}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{y}_K^T \end{bmatrix}_{K \times Z}.$$

为实现分类效果, 需使 $\mathbf{w}_j$, $\mathbf{b}_j$ 和 β_j 满足

$$\|H(\mathbf{w}_j, \mathbf{b}_j)\beta_j - Y\| = \min_{\mathbf{w}, \mathbf{b}, \beta} \|H(\mathbf{w}_j, \mathbf{b}_j)\beta_j - Y\| \quad (17)$$

ELM的实质是求解一个非线性优化问题, 在训练样本不变的情况下, 由于随机生成的 $\mathbf{w}_j$ 和 $\mathbf{b}_j$ 随机性较强, 会导致每次分类输出的结果误差较大。

2.2 郊狼优化算法^[14]

郊狼优化算法(coyote optimization algorithm, COA)是通过模拟郊狼种群的社会活动而来, 其构成上引入了多种搜索框架, 大大增强了算法的全局

搜索能力, 种群所使用的指引幼狼成长的模式令算法的局部搜索能力得到了加强^[15]. COA主要包含郊狼种群随机分组和初始化、郊狼在组内成长、郊狼的生死, 以及郊狼组间的繁殖与变迁4个步骤, 具体步骤描述为

1) 郊狼种群随机分组和初始化. 设郊狼个体数量为 N 、种群组数为 N_p 、每组郊狼个体数 N_c , 其中 $N = N_p \times N_c$, 每个郊狼个体即为1个ELM的 $\mathbf{w}_i$ 或 $\mathbf{b}_i$ 参数, 一组郊狼个体组成ELM的一组参数. 随机初始化郊狼个体, 即将第 p 组第 c 个个体的第 j 维随机初始化为

$$\text{soc}_{c,j}^p = l_j + r_j \times (u_j - l_j) \quad (18)$$

其中, $\text{soc}_{c,j}^p$ 为组群 p 第 c 只郊狼第 j 维变量; l_j 和 u_j 分别为郊狼个体第 j 维状态因子的下限和上限; r 为 $[0, 1]$ 内随机产生的实数.

每个郊狼个体适应度值为

$$F_c = f(\text{soc}_{c,j}^p) \quad (19)$$

其中, f 为适应度函数.

2) 郊狼在组内成长. 定义组内最优郊狼为 c_α 和普通郊狼为 c_β , 并随机选取两个郊狼个体 c_1 和 c_2 来影响组内郊狼个体的成长发育. 组内个体成长受 δ_1 和 δ_2 的影响, δ_1 和 δ_2 分别为最优郊狼和普通郊狼与这两只随机郊狼的差异, 即 $\delta_1 = c_\alpha - \text{soc}_{c_1,j}^p$, $\delta_2 = c_\beta - \text{soc}_{c_2,j}^p$. 郊狼在组内成长的文化趋势 cult_j 为

$$\text{cult}_j = \begin{cases} O_{(N_c+1)/2,j}, & N_c \text{ 为奇数} \\ \left(O_{N_c/2,j} + O_{(N_c+1)/2,j} \right) / 2, & N_c \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (20)$$

第 c 个($c = 1, 2, \dots, N_c$)郊狼个体成长得到的新解为

$$\text{new_soc}_c = \text{soc}_c + r_3 \delta_1 + r_4 \delta_2 \quad (21)$$

其中, r_3 和 r_4 是 $[0, 1]$ 内随机产生的实数. 当组内有新的郊狼个体成长后对再对其评估, 则新的郊狼个体的适应度为

$$F'_c = f(\text{new_soc}_c) \quad (22)$$

利用式(23)迭代贪心算法优胜劣汰, 获得最优个体, 并将获得的更优个体加入组内以期影响其余个体加速了收敛速度.

$$\text{soc} = \begin{cases} \text{new_soc}_c, & F'_c < F_c \\ \text{soc}_c, & \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

3) 郊狼的生死. 在COA中, 当有新的郊狼个体出生时, 需评估其社会适应度, 若组内仅有1只郊狼的社会适应度低于新生个体的社会适应度, 则

淘汰这只郊狼；若组内有多只郊狼个体的社会适应度低于新生郊狼的社会适应度，则淘汰年龄最大的郊狼；若年龄最大的个体有多个，则淘汰其中适应度最差的个体；若新生郊狼的社会适应度最差，则淘汰新生郊狼^[16]。该操作的数学模型为

$$\text{pup}_j = \begin{cases} \text{soc}_{c_1,j}, & r_j < P_s \text{ 或 } j = j_1 \\ \text{soc}_{c_2,j}, & r_j \geq P_s + P_a \text{ 或 } j = j_2 \\ V_j, & \text{其他} \end{cases} \quad (24)$$

其中， pup_j 为新生郊狼； j_1 和 j_2 分别为随机选取的两个维度标记； V_j 是在 j 维决策变量范围里产生的随机变异量； P_s 为分散概率， $P_s = 1/D$ ； P_a 为关联概率， $P_a = (1 - P_s)/2$ ， P_s 和 P_a 分别影响着新生郊狼被遗传和变异的概率。

4) 郊狼组间繁殖与变迁。在COA中组间个体以概率 P_e 被驱赶和接纳，这样的方式能够促使郊狼组间存在一定的信息沟通，保证种群的多样性，同时加快全局的熟练速度。其中， $P_e = 0.005N_c^2$ 。

2.3 搭建COA优化ELM网络的故障诊断模型

常规的ELM网络模型在训练时，输入层和隐藏层之间的连接权值和隐藏层各节点的阈值是随机生成的，这虽然加速了训练速度但也造成了输出的权值矩阵并非最优阵，导致ELM模型的泛化能力变弱，输出的分类精度大大降低。因此，利用优化算法对ELM模型的权值和阈值进行寻优，获得最优超参数就显得十分必要^[17]。

本研究引入COA算法对ELM模型的权值和阈值进行寻优，构成COA优化的ELM模型，记为COA-ELM，再利用COA优秀的全局和局部搜索能力，找出最优的参数组合并代入ELM模型中对滚动轴承故障进行诊断。COA-ELM滚动轴承故障诊断模型建立步骤为

1) 数据采集。在待采机械轴承位置的垂直方向和水平方向加装振动加速度传感器，采集各种工作状态下的原始振动信号。

2) 信号预处理。将采集到的轴承振动信号利用IITD提取振动信号的 n 组PR分量($\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$)，并对PR分量进行归一化处理。

3) 初始化参数。初始化COA算法种群组数 N_p 、每组郊狼个体数量 N ，随机初始化ELM模型的输入权值 w 以及隐藏层阈值 b ，每组权值和隐藏层阈值数共有 N 个，即每个郊狼个体对应的数值。

4) 模型训练。利用COA算法去搜寻ELM网络的最优输入权值 w 以及最优隐藏层阈值 b ，当训练

达到最大迭代次数 K 或满足适应度值条件时模型训练结束，输出最优郊狼个体。

5) 故障诊断。将训练好的最优输入权值 w 以及最优隐藏层阈值 b 带入ELM模型，对已完成特征提取的振动信号进行故障诊断，并将COA-ELM模型的故障诊断结果与真实故障状态进行对比。

基于COA-ELM模型的滚动轴承故障诊断流程图如图2。

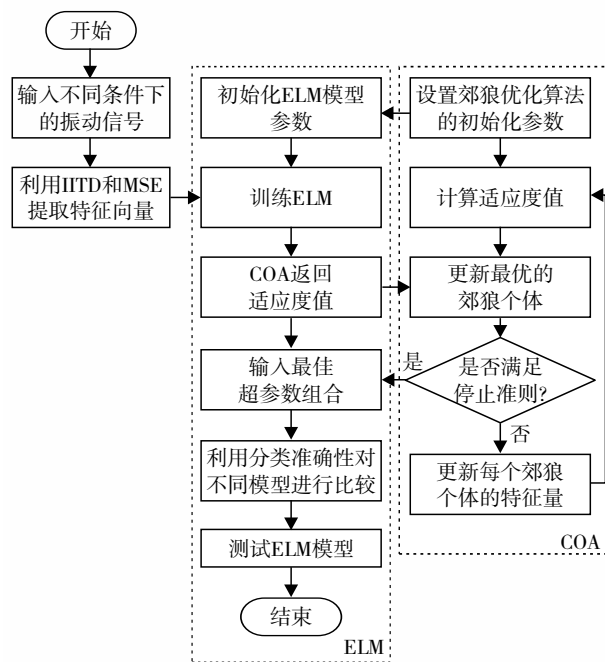


图2 基于COA-ELM的滚动轴承故障诊断流程图

Fig. 2 Fault diagnosis process of a rolling bearing based on COA-ELM.

3 实例分析

本研究通过实验评估所提模型在故障检测中的表现，实验样本来自美国凯思西储大学数据集^[18]，测试用轴承的型号为6205-2RS SKF，样本包含了滚动轴承的内圈、外圈和滚动体裂纹3种故障状态，再将故障状态分为轻微和严重共包含6种故障状态和正常运转状态。轴承状态编码如表1。

3.1 特征提取优越性比较

为验证Akima插值质量，随机截取一段 1×10^4 个采样点的轴承振动信号，并将信号按每组 1×10^3 个点进行分段，每组随机抽取1/5的样本点作为控制点，再利用Akima和3次样条插值法进行插值拟合新的曲线，并计算新曲线与原始曲线的相关系数，结果如表2。由表2可见，10组控制点采用

表1 轴承状态编码

Table 1 Encoding of the bearing running status		
轴承运行状态	编码	编号
正常状态	[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]	1
内圈轻微裂纹	[0, 1, 0, 0, 0, 0, 0]	2
滚动体轻微裂纹	[0, 0, 1, 0, 0, 0, 0]	3
外圈轻微裂纹	[0, 0, 0, 1, 0, 0, 0]	4
内圈严重故障	[0, 0, 0, 0, 1, 0, 0]	5
滚动体严重故障	[0, 0, 0, 0, 0, 1, 0]	6
外圈严重故障	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 1]	7

Akima插值方法的平均相关系数为0.976 1,而采用3次样条插值方法的平均相关系数为0.965 6,Akima插值的相关系数更大,总体效果要优于3次样条插值.

表2 不同插值法的拟合相关系数

Table 2 Interpolation fitting correlation coefficients					
组号	Akima 插值	3次样条 插值	组号	Akima 插值	3次样条 插值
1	0.983 1	0.979 0	6	0.964 3	0.945 7
2	0.976 4	0.974 2	7	0.965 2	0.967 1
3	0.981 3	0.956 6	8	0.980 4	0.956 9
4	0.972 5	0.977 5	9	0.977 5	0.951 5
5	0.985 2	0.981 7	10	0.975 6	0.965 7

为验证IITD算法的优越性,参照文献[19]建立如式(25)的仿真信号,分别采用IITD、ITD和EMD方法对其进行分解.

$$\begin{cases} x_1(t) = [1 + 0.5\cos(10\pi t)] \times \\ \quad \cos[80\pi t + 2\cos(8\pi t)] \\ x_2(t) = \cos(20\pi t) \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t), \quad t \in [0, 1] \end{cases} \quad (25)$$

信号 $x(t)$ 的时域波形如图3,采用IITD、ITD和EMD方法分解结果如图4至图6.其中,EMD算法将信号分解为固有模态函数 f_{im_1} — f_{im_5} .

从图4至图6可见,IITD能够精确地提取原始信号的各成分分量,而ITD和EMD存在端点效应导致波形失真,同时EMD的前2个固有模态函数 f_{im_1} 和 f_{im_2} 分量虽然可以表示信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$,但其中还包含了 imf_3 、 imf_4 和 imf_5 这3个虚假成分,因此误差明显.从残余量 r 也能看出ITD的误差比IITD更大.基于以上分析比较,IITD在提取基线分量时既能够更加精确地分解信号,还能有效避免在线性变

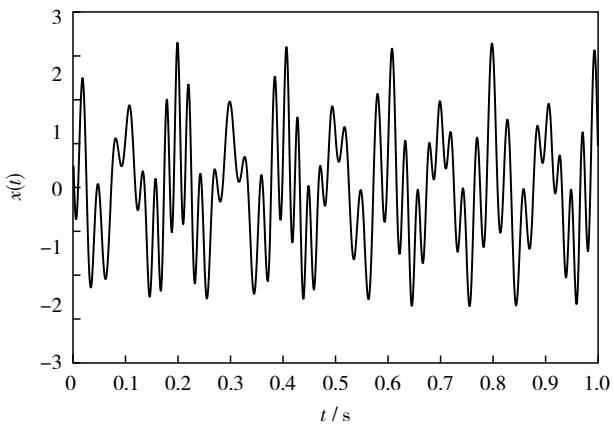


图3 仿真信号时域波形

Fig. 3 Time-domain waveform of simulated signal.

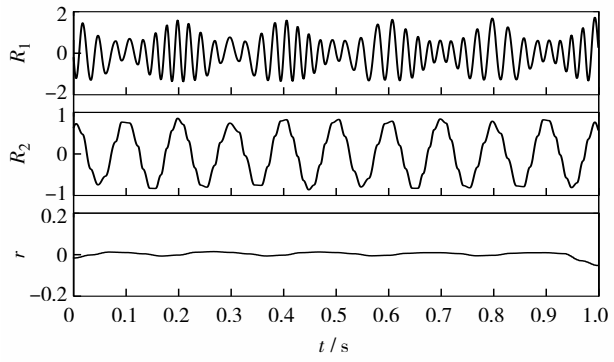


图4 IITD算法分解结果

Fig. 4 Decomposition results using IITD.

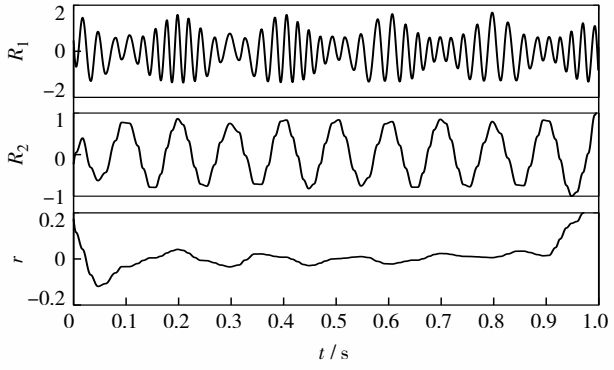


图5 ITD算法分解结果

Fig. 5 Decomposition results using ITD.

换时可能出现的信号失真,可见IITD的性能更优.

3.2 信号处理

在美国凯斯西储大学数据集中选择轴承工况735 W、转速1 772 r/min、采样频率12 kHz时的数据,并在该数据中随机选取500组长度为 1×10^3 个采样点的样本数据来验证COA-ELM模型的可靠性.限于篇幅,本研究以滚动轴承外圈严重故障为例,利用IITD将信号分解为如图7的5个PR分量和1个

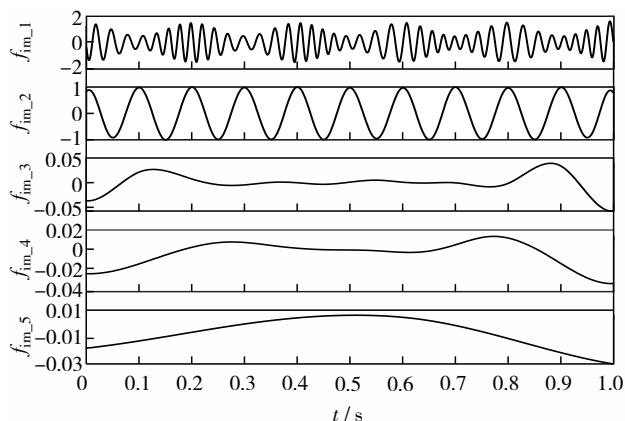


图6 EMD分解结果

Fig. 6 Decomposition results using EMD.

残余量 r . 其中, R_1 — R_4 包含了轴承故障状态的主要特征,计算其对应的多尺度熵值作为故障诊断的特征向量.

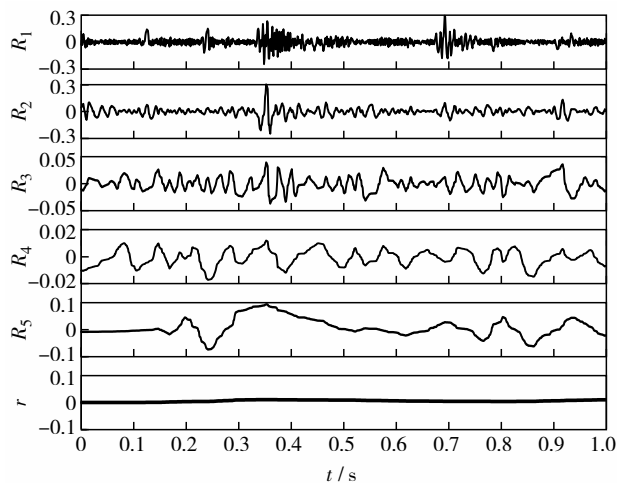


图7 轴承外圈严重故障信号的IITD

Fig. 7 IITD results of serious crack signal of the outer ring.

3.3 实验结果定量比较

将处理好的400组数据随机提取79%作为训练集,剩下的21%作为测试集.初始化COA参数,并利用COA优化ELM网络参数,即将训练集输入COA-ELM轴承故障诊断模型进行训练,获得最优ELM参数.

将训练好的ELM网络用于测试集,诊断结果如图8(a)所示.同时,为进一步验证COA-ELM模型的可靠性和准确性,引入常用的故障诊断模型,包括ELM、误差逆传播(back propagation, BP)神经网络^[20]和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[21]进行对比,结果如图8(b)—(d).由图8可见,大部分的模型故障诊断精度都要低于90%,本研究模型仍具有较高的诊断精度.

<http://journal.szu.edu.cn>

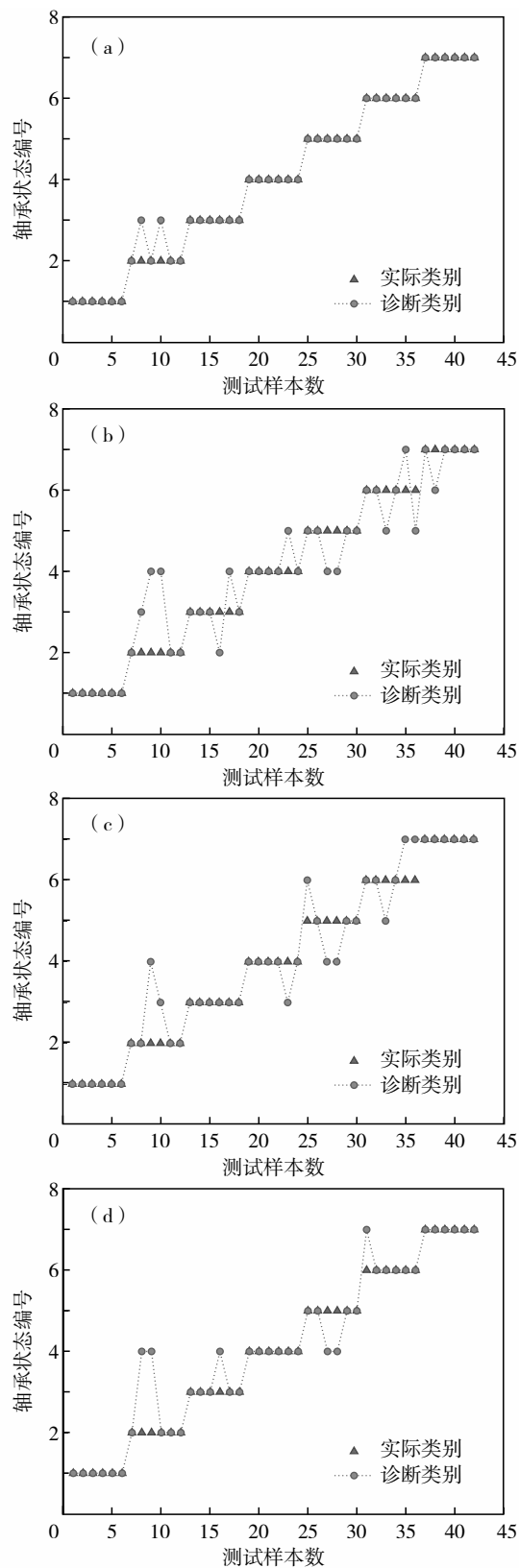


图8 (a)COA-ELM、(b)ELM网络、(c)BP神经网络和(d)CNN网络故障诊断结果

Fig. 8 Fault diagnosis results on (a) COA-ELM, (b) ELM, (c) BP neural network and (d) CNN models. The triangles are the actual category and the circles are the diagnostic category.

为验证 COA-ELM 在滚动轴承故障诊断中的优越性,利用遗传算法(genetic algorithm, GA)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)对 ELM 的输入权值 w 和隐藏层阈值 b 进行寻优,再使用相同的样本集来进行对比分析,结果如表 3。其中,ELM 的激活函数为 Sigmoid 函数,隐藏层神经元数量为 40;遗传算法的个体范围为 $[-0.5, 0.5]$,迭代步长为 80,交叉率为 0.65,变异率为 0.08;鲸鱼优化个体数为 20,维度为 3,最大迭代次数 80。

表3 不同 ELM 优化算法的故障诊断结果

Table 3 The results of fault diagnosis of different ELM optimization algorithm

算法	平均准确率/%	最高准确率/%	耗时/s
COA-ELM	94.9	96.4	17.252
GA-ELM	81.3	84.5	28.322
PSO-ELM	77.4	79.8	119.673
WOA-ELM	86.3	89.3	60.151

由表 3 可见,COA-ELM 故障诊断模型的诊断准确率最高可达 96.4%,收敛速度最快可达 17.252 s。

4 结 论

针对滚动轴承故障识别问题,本研究建立了一种基于 COA 优化 ELM 模型的滚动轴承故障诊断方法,结合算例分析,可得:

1) 提出了利用 IITD 算法分解振动信号,并计算其多尺度熵值重构特征向量,有效的提取了振动信号中反应故障状态的信息,相较于其他分解算法更能体现故障规律。

2) 利用 COA 出色的局部搜索和全局搜索能力,搜寻 ELM 网络的最优输入权值以及最优隐藏层阈值,再将优化后的模型与多种传统模型如 GA、PSO、WOA 进行对比,本研究提出的 COA-ELM 模型具有更高的故障诊断精度。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51877212);湖北省教育厅科研计划资助项目(B2021356)

作者简介:王素华(1975—),武昌首义学院讲师、博士。研究方向:机电传动设备的控制与故障诊断。
E-mail: wysfh@126.com

引文:王素华,徐小健,于飞,等.基于振动特征优选和极限学习机的滚动轴承故障诊断[J].深圳大学学报理工版,2023,40(4):504-512.

参考文献 / References:

- [1] 廖智勤,王李管,何正祥.基于 EEMD 和关联维数的矿山微震信号特征提取和分类[J].黄金科学技术,2020,28(4):585-594.
LIAO Zhiqin, WANG Liguan, HE Zhengxiang. Feature extraction and classification of mine microseismic signals based on EEMD and correlation dimension [J]. Gold Science and Technology, 2020, 28(4): 585-594. (in Chinese)
- [2] 唐刚,朱立军,胡雄.基于优化 VMD 和深度置信网络的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2020(10):47-53.
TANG Gang, ZHU Lijun, HU Xiong. Fault diagnosis for rolling bearings based on optimized VMD and deep belief network [J]. Bearing, 2020(10): 47-53. (in Chinese)
- [3] 徐艳,陈冰冰,马宏忠,等.基于 EMD-PSD 的 OLTC 振动信号特征提取方法[J].电力科学与技术学报,2020,35(5):3-10.
XU Yan, CHEN Bingbing, MA Hongzhong, et al. Vibration signal feature extraction method of the on-load tap changer based on EMD-PSD [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5): 3-10. (in Chinese)
- [4] 张珂,王竞禹,石怀涛,等.基于 CNN 的变工况滚动轴承故障诊断研究[J].控制工程,2022,29(2):254-262.
ZHANG Ke, WANG Jingyu, SHI Huaitao, et al. Research on rolling bearing fault diagnosis under variable working conditions based on CNN [J]. Control Engineering of China, 2022, 29(2): 254-262. (in Chinese)
- [5] 纪俊卿,孔晓佳,邹方豪,等.基于 CMCP SO-SVM 的轴承微弱故障诊断方法[J].机床与液压,2022,50(5):185-190.
JI Junqing, KONG Xiaojia, ZOU Fanghao, et al. Weak bearing fault diagnosis method based on CMCP SO-SVM [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(5): 185-190. (in Chinese)
- [6] 李可,燕晗,顾杰斐,等.基于 shapelets 时间序列的多源迁移学习滚动轴承故障诊断方法[J].中国机械工程,2022,33(24):2990-2996,3006.
LI Ke, YAN Han, GU Jiefei, et al. Research on multi-source transfer learning bearing fault diagnosis based on shapelets time series [J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(24): 2990-2996, 3006. (in Chinese)
- [7] 董建伟,王衍学.基于残差胶囊网络的滚动轴承故障诊断研究[J].机电工程,2021,38(10):1292-1298.
DONG Jianwei, WANG Yanxue. Fault diagnosis of rolling bearing based on residual capsule network [J]. Journal of

- Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(10): 1292-1298. (in Chinese)
- [8] 向川, 任泽俊, 赵晶, 等. 基于ISSAE和XGBoost的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程, 2021, 38(6): 704-711.
- XIANG Chuan, REN Zejun, ZHAO Jing, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on improved SSAE and XGBoost [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(6): 704-711. (in Chinese)
- [9] 向玲, 张力佳, 郭鹏飞, 等. 基于IITD和FCM聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2018, 33(10): 2553-2560.
- XIANG Ling, ZHANG Lijia, GUO Pengfei, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on IITD and FCM clustering [J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(10): 2553-2560. (in Chinese)
- [10] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series [J]. Physical Review Letters, 2002, 89(6): 068102.
- [11] 黄泽徽, 李亚安, 陈哲, 等. 基于多尺度熵的Duffing混沌系统阈值确定方法[J]. 物理学报, 2020, 69(16): 56-64.
- HUANG Zewei, LI Ya'an, CHEN Zhe, et al. Threshold determination method of Duffing chaotic system based on multi-scale entropy [J]. ACTA Physica Sinica, 2020, 69(16): 56-64. (in Chinese)
- [12] MARK G F, IVAN O. Intrinsic time-scale decomposition: time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals [J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical & Engineering Sciences, 2007, 463: 321-342.
- [13] 王鹏翔, 张兆基, 杨怀. 结合多特征融合和极限学习机的红外图像目标分类方法[J]. 红外与激光工程, 2022, 51(6): 496-501.
- WANG Pengxiang, ZHANG Zhaoji, YANG Huai. Target classification method in infrared images via combination of multi-feature fusion and extreme learning machine [J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(6): 496-501. (in Chinese)
- [14] PIEREZAN J, DOS SANTOS COELHO L. Coyote optimization algorithm: a new metaheuristic for global optimization problems [C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Piscataway, USA: IEEE, 2018: 1-8.
- [15] 葛磊蛟, 刘航旭, 赵康, 等. 面向商业和居民混合的配电网短期负荷预测 HGWOACOA-LSTMN 方法[J]. 天津大学学报自然科学与工程技术版, 2021, 54(12): 1269-1279.
- GE Leijiao, LIU Hangxu, ZHAO Kang, et al. An HGWOACOA-LSTMN method for short-term load forecasting of distribution network for commercial and residential users [J]. Journal of Tianjin University Science and Technology, 2021, 54(12): 1269-1279. (in Chinese)
- [16] 陈都, 孟秀云. 基于改进ARA*算法的无人机在线航迹规划[J]. 飞行力学, 2021, 39(1): 60-65.
- CHEN Dou, MENG Xiuyun. UAV online path planning based on improved ARA* algorithm [J]. Flight Dynamics, 2021, 39(1): 60-65. (in Chinese)
- [17] 商立群, 李洪波, 侯亚东, 等. 基于特征选择和优化极限学习机的短期电力负荷预测[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(4): 165-175.
- SHANG Liqun, LI Hongbo, HOU Yadong, et al. Short-term power load forecasting based on feature selection and optimized extreme learning machine [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(4): 165-175. (in Chinese)
- [18] Case Western Reserve University. Bearing data center seeded fault test data [DB/OL]. [2022-10-01] <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter/download-data-file>.
- [19] 陈剑, 蔡坤奇, 陶善勇, 等. 基于IITD模糊熵与随机森林的滚动轴承[J]. 计量学报, 2021, 42(6): 774-779.
- CHEN Jian, CAI Kunqi, TAO Shanyong, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on IITD fuzzy entropy [J]. ACTA Metrologica Sinica, 2021, 42(6): 774-779. (in Chinese)
- [20] MARU A, DUTTA A, KUMAR K V, et al. Software fault localization using BP neural network based on function and branch coverage [J]. Evolutionary Intelligence. 2021, 14(1): 87-104.
- [21] DENG Hai, ZHANG Wanxuan, LIANG Zhengfeng. Application of BP neural network and convolutional neural network (CNN) in bearing fault diagnosis [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, 1043(4): 042026.

【中文责编：英子；英文责编：木柯】