

基于 VMD-TEO 窗和 DBiLSTM 的 早期轴承故障诊断*

乔美英^{1,2}, 闫书豪¹, 兰建义^{2,3}, 王波¹, 汤夏夏¹, 杨金显¹

(1. 河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000;

2. 煤炭安全生产河南省协同创新中心, 河南 焦作 454000;

3. 河南理工大学能源科学与工程学院, 河南 焦作 454000)

摘要: 针对现代滚动轴承早期故障监测因数据量增大所带来的诊断困难问题, 提出了基于变分模态分解 (VMD) 与 TEO 窗特征提取的深层双向长短记忆神经网络 (DBiLSTM) 轴承故障诊断方法。首先, 利用改进果蝇算法优化的 VMD-TEO 窗函数, 提取轴承振动信号的瞬时能量特征, 构造具有时序特性的特征矩阵; 其次, 利用训练集对 DBiLSTM 模型进行学习以确定模型参数; 最后, 用测试集对模型进行验证, 输出轴承状态识别结果。试验采用凯西西楚大学轴承故障数据集, 结果表明: 该方法在处理数据量较大的滚动轴承故障诊断问题时, 能有效地对多种故障类型, 不同损伤等级的滚动轴承振动信号进行识别。

关键词: 变分模态分解; TEO 能量窗函数; 深层双向长短记忆神经网络 (DBiLSTM); 轴承故障诊断

中图分类号: TH165.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2020) 05-0066-12

Early bearing fault diagnosis based on VMD-TEO window function and DBiLSTM

QIAO Meiyang^{1,2}, YAN Shuhao¹, LAN Jianyi^{2,3}, WANG Bo¹, TANG Xi Xia¹, YANG Jinxian¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

2. Collaborative Innovation Center of Coal Work Safety, Jiaozuo 454000, China;

3. School of energy science and engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Aiming at the problems caused by the data increase in the early fault monitoring of modern rolling bearings, a fault diagnosis model for deep bidirectional long and short memory neural network (DBiLSTM) based on variational mode decomposition (VMD) and TEO energy window was put forward. Firstly, the instantaneous energy characteristics of bearing vibration signals were extracted by the VMD-TEO window function that optimized by the improved fruit fly algorithm. Meanwhile, the characteristic matrix with time characteristic was constructed. Secondly, DBiLSTM network model was trained by using the training set to determine the model parameters. Finally, the trained model was applied in the test set to generate fault recognition results. The test used Case Western Reserve University bearing fault data set, and the results show that this method can effectively identify vibration signals of rolling bearings with various fault types and different damage levels when dealing with large amounts of data problems.

Key words: variational modal decomposition; TEO energy window function; DBiLSTM; bearing failure

* 收稿日期: 2019-08-20

基金项目: 国家自然科学基金 (41672363, 61573129); 河南省科技攻关项目 (172102310239, 172102210289)

作者简介: 乔美英 (1976年生), 女; 研究方向: 主要从事机器学习, 故障诊断等; E-mail: qiaomy@hpu.edu.cn

diagnosis

滚动轴承是旋转机械的关键部件, 广泛应用于电力、航空航天、轨道交通等工业领域^[1]。现代工业设备趋于系统化、智能化与复杂化, 滚动轴承的健康状况直接影响到整个工业系统是否能安全运行。随着工业设备的规模以及设备服役周期增大, 所需监测点增加, 传感器采样频率提高, 检测系统将获得大量的数据^[2]。对于现代故障诊断问题, 如何从大量的数据中提取有效的特征, 并快速的进行故障诊断成为了当前研究的热点。

目前, 针对轴承的早期故障诊断问题, 主要集中于信号分析与机器学习两种方法的研究。传统信号分析方法中, 经验模态分解(EMD)是一种新颖的信号处理方法, 被广泛应用于轴承故障诊断问题^[3-4]。EMD采用递归模态分解方式, 在重构过程中误差不断累积, 会导致结果出现模态混叠现象。而变分模态分解(VMD)^[5], 采用的是非递归分解方式, 通过构造并求解约束变分问题来实现对信号的分解, 抑制了模态混叠现象。徐元博等^[6]针对强噪声的轴承故障诊断问题, 提出了一种VMD与加权能量算子相结合的特征提取方法; 但VMD在分解过程中存在初始参数难以确定的问题, 唐贵基等^[7]提出了一种利用粒子群算法对VMD的参数寻优的方法。现代滚动轴承故障诊断, 监测数据量大, 干扰成分多, VMD很难有效的提取振动信号中的故障成分。Teager能量算子(TEO)是一种非线性算子, 具有瞬时特性, 能增强监测信号中的冲击成分。马增强等^[8]采用VMD与TEO能量谱相结合的方法, 实现了强噪声轴承振动信号的精确诊断。单一使用信号分析方法进行故障诊断效率较低, 将其与机器学习相结合进行故障诊断的方法得到了广泛的应用。王新等^[9]将VMD分解后各个模态分量的能量作为特征, 用支持向量机来判断轴承的工作状态。上述方法主要存在两个问题: (1) 人工特征提取与机器学习方法, 在处理小样本数据时有较好的性能, 但难以解决大量数据问题。(2) 轴承振动信号属于时间序列数据, 以上方法普遍存在忽略数据时间相关性的问题, 造成部分故障信息损失。如何在特征提取的同时保证故障信息的完整, 并充分利用数据时序特性是提升故障识别效果的关键问题。因此, 本文提出了一种VMD-TEO窗函数的特征提取方法, 在提取VMD-TEO能量特征的同时保留了

数据的时序特性, 同时引入LSTM网络来处理大量数据的滚动轴承故障诊断问题。

长短记忆神经网络(LSTM)是循环神经网络的一种特殊结构, 能兼顾数据的时间特性与非线性关系, 因此被广泛的应用于时间序列数据的处理。Yildirim^[10]提出了一种利用小波序列与双向深层LSTM网络相结合来处理ECG信号的模型结构; 李鹏等^[11]通过建立LSTM网络模型对实时电价进行了预测。在故障诊断领域, 唐赛等^[12]提出了一种利用LSTM网络处理原始轴承振动数据的方法。此方法在处理大量数据的滚动轴承故障诊断问题时, 存在以下两点问题: (1) LSTM虽能充分挖掘数据的时序特性, 但不能很好提取非连续数据之间的有效信息, 难以有效提取故障特征; (2) 采用原始数据集, 增加了LSTM模型的训练时间, 效率低, 不适用于大量数据的问题。

针对以上问题, 本文建立了基于VMD-TEO窗的DBiLSTM轴承故障诊断模型。首先, 通过改进的果蝇算法对VMD的影响参数寻优; 再利用VMD算法将轴承振动信号分解到不同频带, 并通过TEO窗函数构建含有时序特性的特征矩阵; 最后利用特征矩阵训练得到DBiLSTM模型。试验表明, 本文所提出的方法能快速有效的处理大量数据轴承故障诊断问题。

1 基于改进果蝇算法优化的变分模态分解

VMD是一种新型自适应信号处理方法, 可将信号进行分解并重构得到多个本征模态分量(IMF)。假设一个信号通过VMD分解并重构为 K 个IMF分量 $u_k(t)$, 采用Hilbert变换进行解调, 通过对解调信号各模态带宽的估计, 得到带有约束条件的变分问题如下:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}$$

s.t.

$$\sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \quad (1)$$

式中, f 代表输入信号; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为各IMF分量的中心频率。为了求解上述变分约束问题, 引入二次惩罚因子 α 以保证在高斯噪声影响下

信号能精确的分解。利用拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$ 可使约束条件保持严格性, 增广拉格朗日函数表示如下:

$$\begin{aligned}
 L &= (\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) \\
 &= \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_1 \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \\
 &\quad + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 \\
 &\quad + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle
 \end{aligned} \quad (2)$$

对上式利用交替乘子算法交替更新 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 和 λ_k^{n+1} , 来求解增广拉格朗日函数的最优解。VMD算法的分解结果同时受模态分解个数 (K) 以及惩罚因子 (α) 的影响, 本文提出了一种利用改进的果蝇算法 (IFOA) 同时对 VMD 的参数组合

$[\alpha, K]$ 寻优的方法。

相较于遗传算法 (GA)、粒子群算法 PSO、蚁群算法等相似的群体智能算法, 果蝇算法 FOA 算法的原理与结构较为简单, 需要调整的参数较少, 运行时间较短并且运算精度高。标准的 FOA, 其搜索步长是固定的, 无法很好的平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力, 容易陷入局部最优解的问题。

为解决上述问题, 引入了修正因子 β 与步长因子 ω 。修正因子 $\beta = v \times \text{Dist}$ 对味道浓度判定值 S_i 进行修正, v 为区间 $[-0.8, 0.8]$ 之间的随机值, 修正后 $S_i = 1/\text{Dist} + \beta$; 步长因子将固定步长转化为变步长 $\mu = \mu_0 \times \alpha^g$, 其中 μ_0 为初始步长, α 为调整系数, g 为迭代次数, 变步长公式为: $X_i = X_axis + \mu \times \text{Random}$ 。具体步骤如图 1, 算法步骤如表 1。

表 1 算法步骤
Table 1 Steps of algorithm

Input:	轴承振动数据
Output:	最佳参数组合 $[\alpha, K]$;
1	参数初始化: maxgen = 50, sizepop = 50, $\mu_0 = 10$; $\alpha = 0.9$;
2	for $g=1$ to maxgen do
3	for $i=1$ to sizepop do
	$ \begin{cases} \mu = \mu_0 \times \alpha^i \\ X_i = X_axis + \mu \times \text{Random} \\ Y_i = Y_axis + \mu \times \text{Random} \end{cases} $
4	计算果蝇个体与坐标轴原点的距离, 计算味道浓度判定值 S_i ; $\text{Dist} = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2}$; $\beta = v \times \text{Dist}$; $S_i = \frac{1}{\text{Dist}} + \beta$; $\alpha_i = 15S(i, 1)$; $K_i = 2S(i, 2)$; $\text{Smell}_i = \text{fitness}(\alpha_i, K_i)$ end
5	$[\text{bestsmell}, \text{bestindex}] = \min(\text{Smell}_i)$
6	If $\text{Smell}_g < \text{Smell}_{g-1}$ 更新 Smell 及其坐标, 果蝇通过视觉向该位置; end
7	end

在利用 IFOA 对 VMD 进行参数寻优时, 需要一个适应度函数, 果蝇群体每更新一次位置都要根据适应度函数更新味道浓度。熵能反应出概率分布的均匀特性, 是一种能很好评价信号稀疏特性

的方法。本文提出了一种 TEO 包络熵的方法, 利用 TEO 对轴承振动信号进行解调, 构成包络信号 $A(j)$, 然后利用式 (3) 计算 TEO 包络熵值:

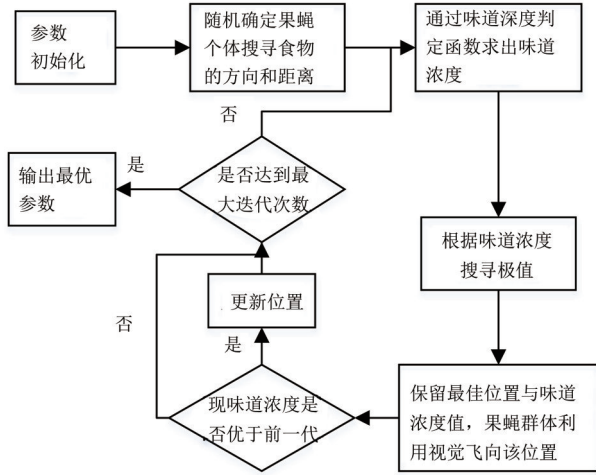


图1 FOA步骤图

Fig. 1 FOA step diagram

$$\begin{cases} p_{i,j} = A(j) / \sum_j A(j) \\ E_i = -\sum_j p_{i,j} \lg p_{i,j} \end{cases}, i = 1, 2, \dots, k, j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中, $p_{i,j}$ 为第 i 个 IMF 分量的概率分布; E_i 为第 i 个 IMF 分量的 TEO 包络熵。振动信号经 VMD 分解后, IMF 分量中呈周期性变化的冲击脉冲越多, 其稀疏特性越强, 分量中包含的故障特征也就越多, 相应的 TEO 包络熵值越小^[6]。因此, 将 K 个 IMF 分量中最小的 TEO 包络熵值作为适应度函数 fitness 来搜索 VMD 的最优参数组合 $[\alpha, K]$ 。

2 TEO 瞬时能量窗特征提取

现代轴承故障诊断问题, 监测数据量大于干扰因素多, 单一使用 VMD 算法很难有效的提取轴承振动信号中的故障成分, TEO 能有效的增强瞬态冲击成分, 提升特征提取的效果, 从而增强模型故障识别的鲁棒性。

Teager 能量算子^[13] 是一种非线性算子, 能够跟踪信号瞬时能量的变化, 其定义为:

$$\begin{aligned} \psi(x(t)) &= \left(\frac{dx(t)}{dt} \right)^2 - x(t) \frac{d^2x(t)}{dt^2} \\ &= [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t) \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $x(t)$ 为输入信号, 若其为一个无衰减自由振动的线性振子, 其振动位移为 $x(t) = A \cos(\omega_c t + \theta)$, 将其带入上式得:

$$\psi[x(t)] = \psi[A \cos(\omega_c t + \theta)] = A^2 \omega_c^2 \quad (5)$$

TEO 瞬时能量为信号瞬时幅值与瞬时频率之

积的平方, 相比较于传统能量定义, 增加了瞬时频率成份。由于故障信号中瞬态冲击振动频率较高, 因此其输出能有效增强瞬态冲击成分, 适用于检测轴承振动信号中的冲击成分。

轴承振动数据是一种时间序列数据, 经过 VMD-TEO 特征提取后, 若直接构造能量特征矩阵, 会损失数据的时序特性, 导致 DBiLSTM 模型的故障识别效果变差, 为了能提取各 IMF 分量的特征并保存其时序特性, 本文引入了一种 VMD-TEO 能量窗函数, 窗函数沿数据的时间轴正向滑动, 提取窗口能量构造含有时序特性的特征矩阵。振动信号 $x(t)$ 经 VMD 分解后的输出为 $u_k(t)$, 利用峭度准则筛选出峭度值最大的 K 个 IMF 分量, 得到 VMD 矩阵:

$$\begin{cases} c_k(i) = u_k(t), \\ \mathbf{VMD} = \begin{pmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{K1} & \cdots & c_{Kn} \end{pmatrix} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, n; K = 1, 2, \dots, k) \quad (6)$$

其中, n 为 $x(t)$ 中所包含的信号点个数, k 为 IMF 个数。利用宽度为 $d = n/m$ 的 TEO 窗口函数沿时间轴滑动提取瞬时能量特征, 构造特征矩阵:

$$\begin{cases} T_k(m) = \int_{t_i}^{t_{i+d}} |\psi(u_k(t))| dt = \sum_{i=y_m}^{y_{m+1}-1} |\psi(c_k(i))| \\ y_m = y_{m-1} + d, y_1 = 1, y_m \in [1, n] \\ m = \frac{n}{d} \\ \mathbf{TEO} = \begin{pmatrix} T_{11} & \cdots & T_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ T_{K1} & \cdots & T_{Km} \end{pmatrix} \end{cases} \quad (7)$$

式中, T 为瞬时能量, m 代表时间特性, d 为窗口函数沿时间轴的步长。这种特征提取方法有效的保留了轴承振动信号的时间特性, 更加适合于循环神经网络。

3 基于 DBiLSTM 循环神经网络的轴承故障诊断模型

轴承振动数据是一种时间序列数据, 传统机器学习故障诊断方法常忽略数据的时序特性, 导致部分故障信息损失。本文首先通过 VMD-TEO 窗函数提取轴承振动信号的特征, 并保存其时序特性, 然后利用长短记忆神经网络 (LSTM) 对轴承故障信号进行诊断。循环神经网络 (RNN)^[14] 主要应用于处理和预测时间序列数据, 其隐层内部

具有反馈,这就使RNN具有了记忆功能。RNN网络在处理时间深度较大的问题时,由于隐含层内部结构简单,在进行误差反向传播时,会出现梯度消失或梯度爆炸的问题。长短记忆神经网络(LSTM)^[15]为解决RNN网络所存在的问题,将输入门、遗忘门和输出门结构引入,增加了对信息进行长短期选择记忆的功能。

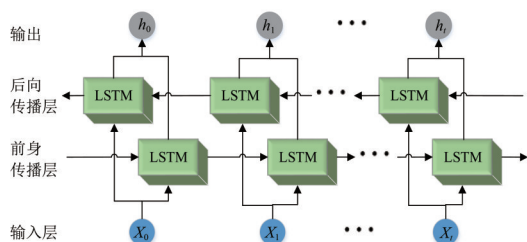


图2 双向LSTM神经网络拓扑
Fig. 2 Bidirectional LSTM topology

双向LSTM循环神经网络^[16](BiLSTM)是LSTM的一种特殊形式。如图2所示,该网络相比于传统LSTM只有单向传播的结构,增加了前向传播与后向传播两部分,每个时刻的输出都为该时刻隐层前向输出与后向输出的拼接。这种结构充分考虑了数据前后节点之间的相关性,更加适合于处理前后时刻间关联性较强以及呈周期性变化的时间序列数据。

轴承振动信号是一种呈周期性的时间序列数据,经VMD-TEO窗特征提取后保留了其时间特性,针对此特点建立了一种基于VMD-TEO窗的深层双向LSTM(DBiLSTM)模型。具体结构如图3所示,本文采用的是一种信号特征提取和LSTM网络相结合的故障诊断模型,信号特征提取采用VMD和TEO能量窗相结合的方法。首先通过IFOA优化的VMD算法将轴承故障数据分解到不同频段,然后再利用TEO能量窗函数提取瞬时能量特征,并保留其序列特征,构建瞬时能量特征矩阵。DBiLSTM模型由DBiLSTM隐层和输出层组成。隐层由两层BiLSTM层构成,用于进一步提取数据的空间与时间特征;输出层为两层全连接层(Dense),D1层采用Relu作为激活函数,D2层采用softmax作为激活函数,能使输出值保持在0到1之间,从而实现对数据故障类型的识别,具体公式如下:

$$\sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_n e^{z_n}}, j = 1, \dots, n \quad (8)$$

训练采用Adam优化算法,其损失函数采用训

练的输出概率分布 Z 与真实数据分布 Z' 的交叉熵代价函数:

$$H(Z) = -\sum_b Z' \log_2(Z) \quad (9)$$

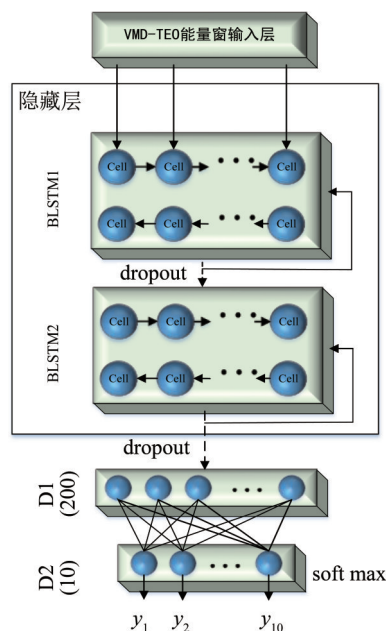


图3 DBiLSTM拓扑结构
Fig. 3 Structure of DBiLSTM

深度神经网络普遍存在过拟合的问题,dropout是解决此类问题最为有效的方法。在训练过程,dropout层以指定的比率随机减小神经元,通过防止神经元过于兼容而大大减少了过拟合现象。

为进一步避免过拟合的问题,本文采用了一种数据集增强技术。对于图像数据,常采用对图像进行平移、镜像、旋转等方法来增强数据集。轴承振动信号是一维时间序列数据,本文采用一种重复采样的方法增强数据集,减少过拟合现象。以窗口宽度为 K ,重复率为 d ,步长为 s 的采样窗沿时间轴重采样,如图4所示:

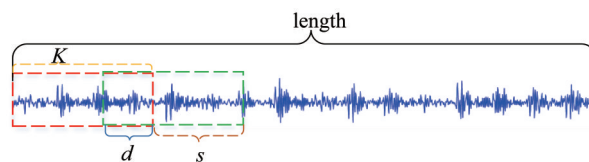


图4 数据增强

Fig. 4 Data enhancement

针对轴承故障诊断问题,本文将VMD-TEO窗函数提取的瞬时能量矩阵作为特征,对DBiLSTM模型进行训练和测试,具体流程如图5所示。滚动轴承振动信号经过IFOA优化的VMD分解到不同频

段, 然后利用 TEO 能量窗函数提取瞬时能量特征, 并保留其时间特征。将所提取的特征随机划分为训练集与测试集, 训练集用于训练 DBiLSTM 模型, 确定模型最优参数; 测试集用于验证模型的故障识别效果。

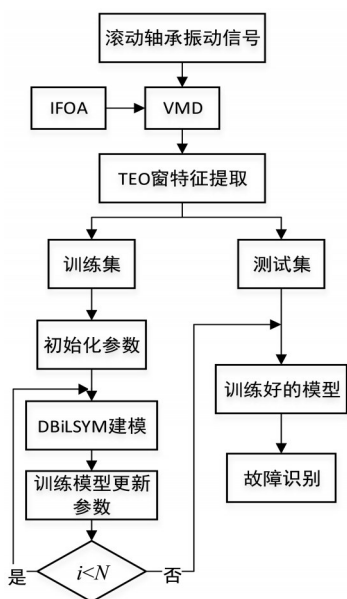


图 5 基于 DBiLSTM 模型的故障诊断流程图

Fig. 5 Fault diagnosis flow chart based on DBiLSTM

4 试验与分析

试验数据源自凯西西楚大学的模拟轴承故障试验台^[17], 试验台包括一台电机、编码器和测功机, 测试轴承采用类型为 SKF6205 的电机轴承。对于测试轴承利用电火花加工技术引入多种点蚀直径的单点故障, 并利用加速度传感器分别采集驱动端与风扇段的轴承故障诊断数据。实验数据如表 2 所示, 选转速为 1 772 与 1 797 r/min, 采样频率为 12 kHz 的驱动端振动数据。为验证本文所提出方法的可行性, 分别选取损伤部位为内圈、外圈、滚珠和正常的 10 种不同损伤等级的数据。表 1 中, 每种故障类型分别采集 240 000 个信号点, 每 1 200 个信号点构成一组样本, 因此每种故障类型包含 200 个样本, 10 种不同等级共 2 000 组样本。

4.1 IFOA 优化的 VMD-TEO 特征提取

为验证本文所提出的 IFOA 算法对 VMD 的参数寻优效果, 分别利用果蝇算法 (FOA)、粒子群算法 (PSO) 与 IFOA 进行对比实验。IFOA 初始步长因子 $\mu_0 = 10$; 调整系数 $\alpha = 0.9$ 。以内圈故障的 VMD 影响参数寻优为例, 结果如图 6 所示。

表 2 试验数据集

Table 2 Test data set

标签	故障等级	点蚀直径/mm	样本数量
1	正常	0	200
2	滚珠轻微	0.18	200
3	滚珠中等	0.36	200
4	滚珠严重	0.54	200
5	内圈轻微	0.18	200
6	内圈中等	0.36	200
7	内圈严重	0.54	200
8	外圈轻微	0.18	200
9	外圈中等	0.36	200
10	外圈严重	0.54	200

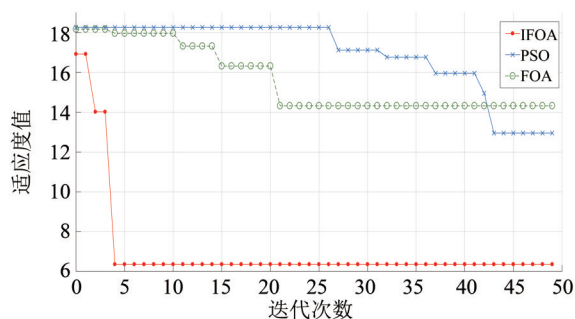


图 6 VMD 参数寻优结果

Fig. 6 Optimization results of VMD parameters

对比试验结果, IFOA 算法的适应度值在第 5 次迭代就已收敛到全局最优解 6.354, 优于 PSO 算法与 FOA 算法的寻优结果, 证明了 IFOA 算法在处理 VMD 的参数寻优问题时, 能高效的搜寻到 VMD 的最优参数组合。表 3 给出了 4 种故障类型下的最优影响参数组合 $[\alpha, K]$ 和最小 TEO 包络熵值。从表中可看出, 由于各故障类型的模态分解个数 K 不同, 导致分解后其特征向量的维度不同, 其中正常状态的 K 值最小为 6。为保证特征向量的一致性, 利用峭度准则筛选出各故障类型中峭度最大的 6 个 IMF 作为特征, 构建特征矩阵。

参数确定后, 利用 VMD 对外圈振动信号进行

表 3 VMD 最优参数表

Table 3 The optimal parameters of VMD

故障类型	最小 TEO 包络熵	最优 K	最优 α
正常	17.5	6	687
内圈	6.354	9	603
外圈	3.757	7	708
滚珠	16.07	8	516

分解。结果如图 7 所示, 振动信号分解后存在明显 周期特性, 这种特性适用于 DBiLSTM 模型。

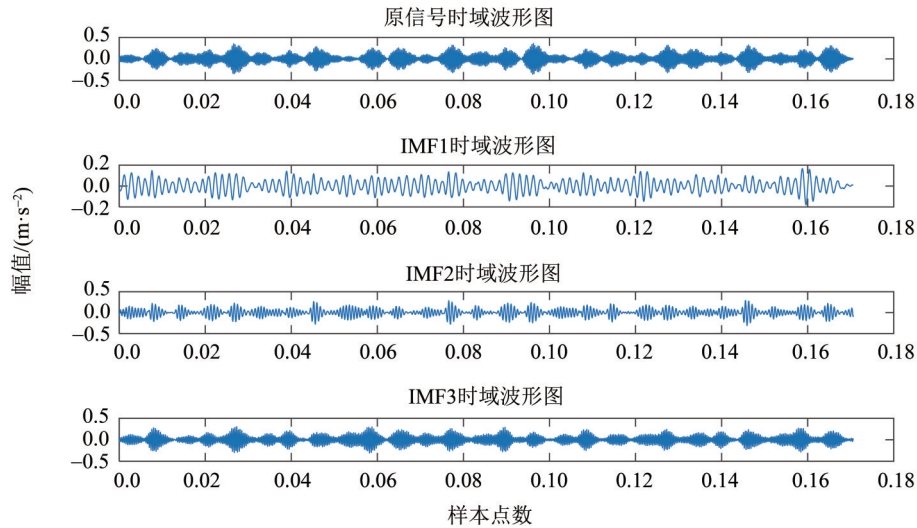


图 7 VMD 各模态分量时域波形

Fig. 7 The time domain of VMD components

图 8 给出了 IMF1~IMF3 分量的频谱图, 从中可以发现 VMD 分解后各模态分量都集中在相应的中心频率附近, 有效的改善了模态混叠的问题, 有利于 TEO 算法在不同频带上提取瞬时能量特征。

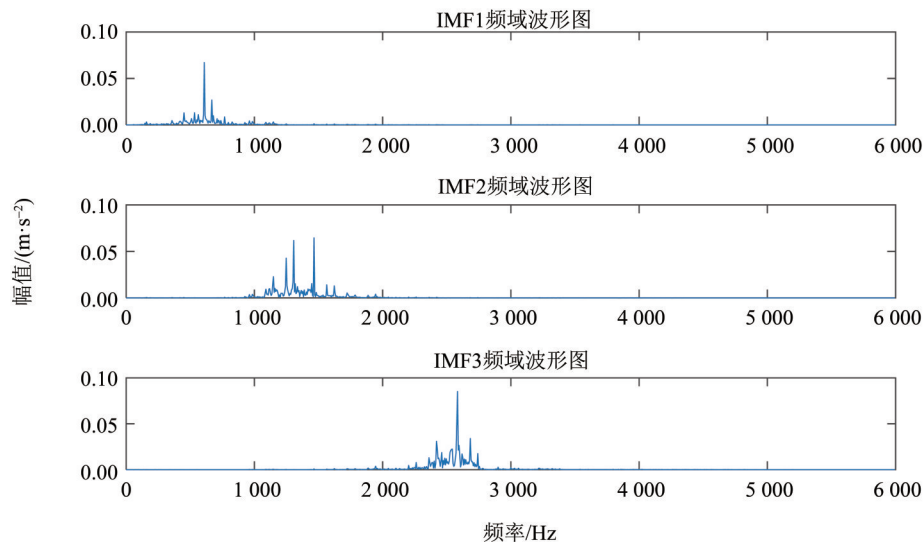


图 8 VMD 各模态分量频谱

Fig. 8 Spectrum of VMD component

为验证 TEO 瞬时能量特征的有效性, 采用 TEO 算法对信号进行解调, 并与利用 Hilbert 变换解调的包络谱进行对比。如图 9 所示, 从 TEO 能量谱与包络谱中都能够确定外圈故障的故障频率为 107.7 Hz, 相比之下 TEO 能量谱有效的增强了信号的瞬态冲击成份, 增强了故障特征提取的效果。图 10 为 VMD 分解后, 不同频段上各 IMF 分量的能量谱, 从中可以准确的确定轴承故障频率。

为了保留数据的时序特性, 利用 VMD-TEO 窗

函数, 将每组样本的 1 200 个信号点分为 m 组, 分别进行特征提取, 得到 2 000 组 $[6 \times m]$ 的瞬时能量特征矩阵。样本组数 m 决定特征矩阵保留的原信号时序分辨率与特征矩阵数据量, 从而影响模型的收敛速度和分类准确率。 m 值大, 时序分辨率低, 模型分类准确率下降; m 值小, 特征矩阵数据量大, 模型的收敛速度慢。为选取最优的 m 值, 采用试验方法将其设置为 $[20, 40, 50, 80]$ 进行试验, 具体结果如图 11 所示。

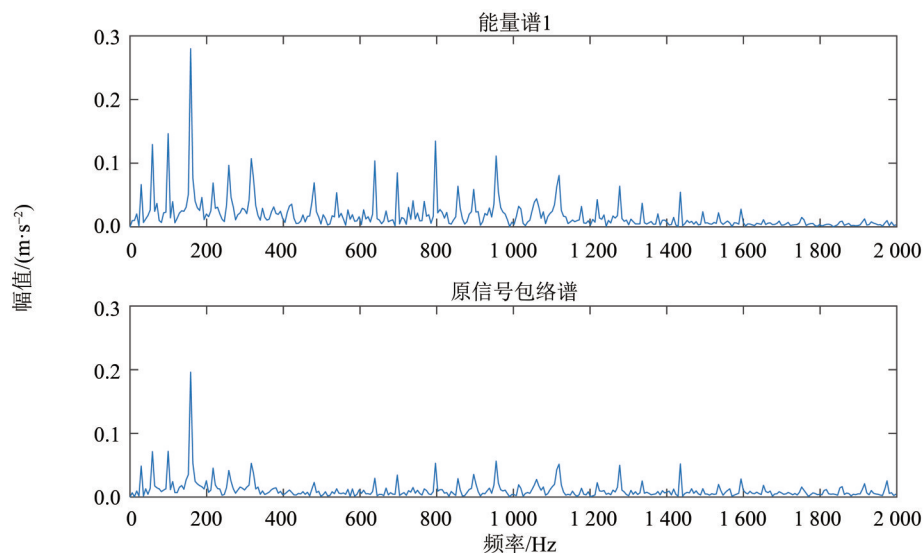


图 9 包络谱与能量谱对比图

Fig. 9 Comparison of envelope spectrum and energy spectrum

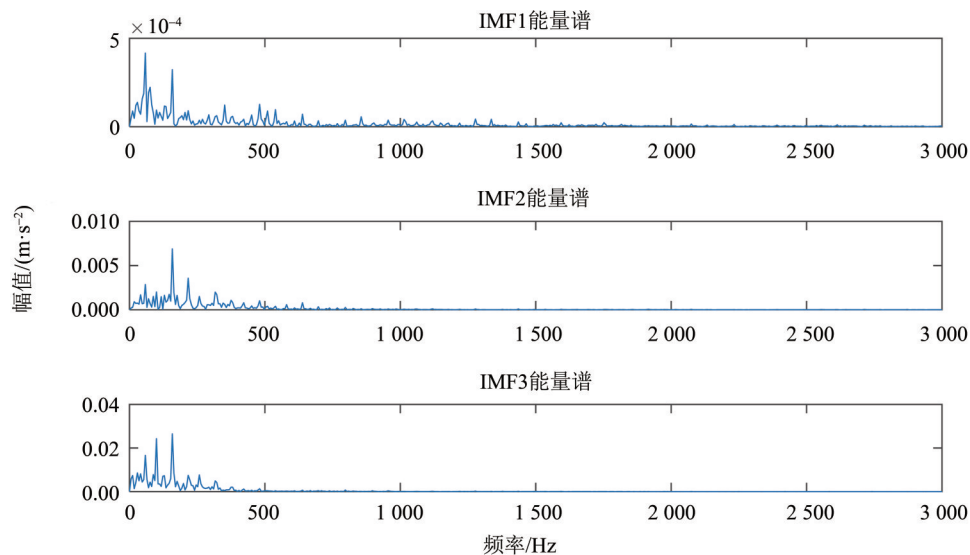


图 10 IMF 分量瞬时能量谱

Fig. 10 The instantaneous energy spectrum of IMF component

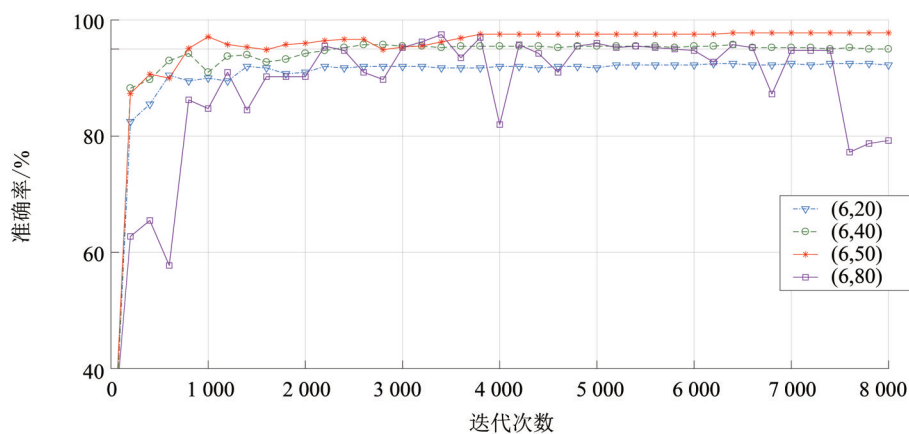


图 11 VMD-TEO 窗参数选取结果

Fig. 11 Results of parameter selection of vmd-teo energy window

试验表明,在一定范围内随 m 增大,模型收敛速度与分类准确率持续提高,当 m 增加到 50 时准确率达到峰值 98.2%;继续增加 m 到 80 时,由于数据量增大模型收敛速度变慢且准确率波动较大,因此确定 m 的最优值为 50。

4.2 DBiLSTM 轴承故障诊断模型建立

在深层神经网络模型的建立过程中,参数的选取至关重要。为建立一种适合于轴承故障诊断的 DBiLSTM 模型,根据其数据格式选取部分参数,VMD-TEO 窗特征数据集为 2 000 组 $[6 \times 50]$ 的矩阵,具体参数设置步骤如下:

(1) 初始模型参数, lr 与 $batch$ 通过试验确定; $input$ 代表数据的输入维度,即特征矩阵的行设置为 6; $step$ 代表数据的时间特性,即特征矩阵的列设置为 50;

(2) 特征提取后,特征矩阵直接输入 DBiLSTM1 隐层,为了利用数据的时间特性,将 DBiLSTM1 层的前向 cell (fw_cell) 与后向 cell

(bw_cell) 设置为 $[50, 50]$;

(3) DBiLSTM2 层的输入为 DBiLSTM1 层的输出,为前向层与后向层输出的拼接,因此将 DBiLSTM2 层的 fw_cell 和 bw_cell 设置为 $[100, 100]$;

(4) $D1_cell$ 的参数通过试验选取;

(5) $D2_cell$ 与数据的类别密切相关,设置为 10。本文采用试验的方法来确定 DBiLSTM 模型的未定参数,将 $batch$ 、 lr 以及 $D1_cell$ 作为变量,模型准确率作为因变量。并定义取值范围为: $batch = [20, 50, 80, 100]$, $lr = [0.001, 0.003, 0.006, 0.008]$, $D1_cell = [50, 100, 200, 300]$ 。这些参数可以组成 64 种模型,采用试验的方法选取最优组合。

图 12 为模型参数寻优结果的三维散点图,其中坐标轴代表寻优参数,点的颜色及形状代表分类准确率。从图中可以发现只有在点 $(0.006, 50, 200)$ 处分类准确率高于 98%,因此 $[lr, batch, D1_cell]$ 设置为 $[0.006, 50, 200]$ 时取得最优模型。具体参数如表 4 所示。

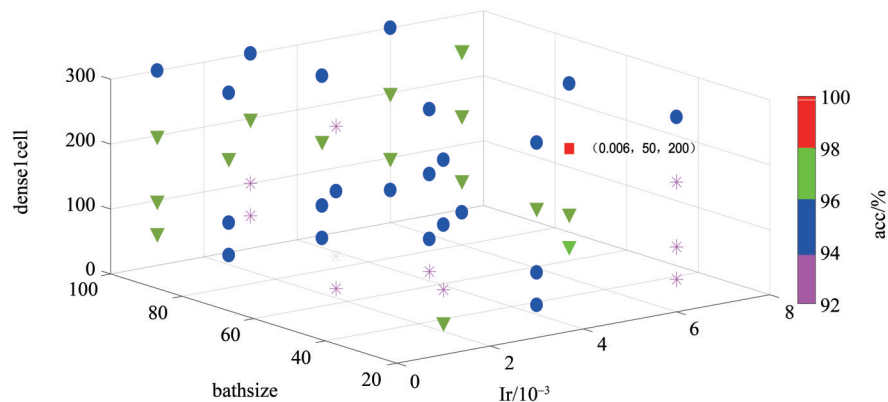


图 12 模型参数优化结果

Fig. 12 Model parameter optimization results

表 4 DBiLSTM 模型参数

Table 4 Parameters of DBiLSTM model

层数	名称	主要参数	特征
1	VMD-TEO	$[\alpha, K]$	$K=6$
2	DBiLSTM1	$fw_cell=50$	Output-state= $[6, 100]$
	隐层	$bw_cell=50$	dropout=0.8
3	DBiLSTM2	$fw_cell=100$	Output_state= $[6, 200]$
	隐层	$bw_cell=100$	dropout=0.8
4	dense1	cell=200	Activation=ReLU
5	dense2	cell=10	Activation=SoftMAX

4.3 试验结果分析

试验平台采用 win10+matlab2016b 与 Ubuntu16.04+python3.5+tensorflow11, CPU 采用 intel (R) CORE (TM) i7-7500U。确定网络参数与输入后,本文采用不同的特征提取方法与网络结构设计了两组对比试验。

(1) 验证本文所提出的 VMD-TEO 窗特征提取方法相比于原始数据、小波能量特征提取和 VMD-TEO 能量特征提取方法更加适合于 DBiLSTM 模型。表 4 给出了本文所构建的 DBiLSTM 模型采用四种数据集得到的测试结果,试验采用 2 000 组数据,每

组数据 1 200 个样本; 其中 VMD-TEO 能量方法是将数据进行 VMD 分解后直接计算其 TEO 能量, 构造出 2 000 组 [1 × 6] 的特征矩阵; WAVE 能量采用 db10 小波进行三层小波分解, 重构第三层 8 个频带的小波包分解系数, 计算对应的 8 维小波能量, 构造出 2 000 组 [8 × 1] 的特征矩阵; 本文提出的 VMD-TEO 窗特征提取方法, 构造出 2 000 组 [6 × 50] 的特征矩阵, 在特征提取的同时缩小了数据量, 并保留了数据的时序特性。

试验结果如图 13 所示, 原始数据集的模型收

敛速度慢, 经过 8 000 次迭代仍未收敛, 相应的训练时间与测试时较大, 模型在收敛过程中准确率波动较大。WAVE 能量数据集模型收敛速度较慢, 经过 7 000 次迭代才收敛, 且准确率只能达到 94%。VMD-TEO 能量数据集经过 800 次迭代准确率就达到 90% 以上, 但模型分类准确率存在小幅度波动的问题, 迭代次数达到 6 000 时才趋于稳定。VMD-TEO 窗数据集模型经过 400 次迭代准确率就达到 90% 以上, 3 300 次迭代后达到稳定, 模型识别准确率达到 98.2%。

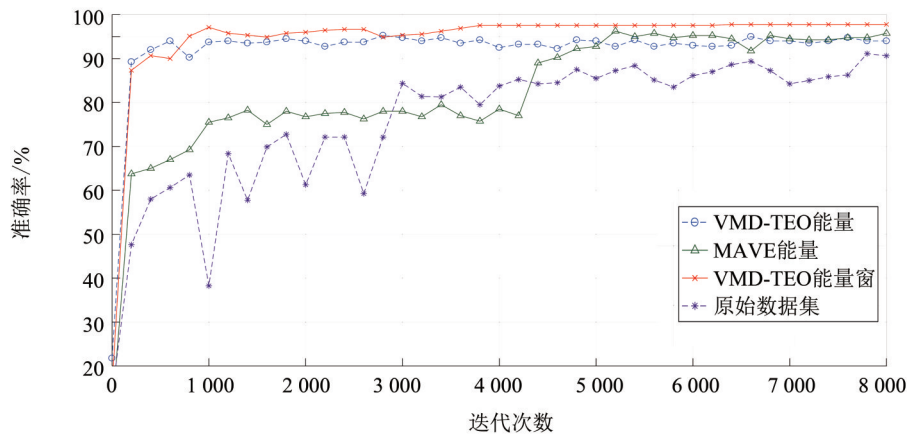


图 13 数据测试结果
Fig. 13 Data test results

WAVE 与 VMD-TEO 能量数据集经特征提取后数据量减小, 其训练时间与测试时间相比较与原始数据集都大幅度减小, 但特征提取忽略了原信号的时序列特性, 因此分类准确率在 94% 附近难以提升。对于此问题利用 VMD-TEO 窗方法, 在特征提取的同时保留了原信号的时序特性, 既提高了模型的收敛速度, 又将分类准确率提高到 98.2%。在实际问题中, 故障诊断的识别效率是由模型训练时间、故障识别时间以及识别准确率共

同决定的。

从表 5 中发现原始数据集模型的训练与测试耗时较长且准确率最低; 相比较于原始数据集其余三种方法消耗时间相差较小, 其中 VMD-TEO 窗方法的模型收敛速度较快, 并且故障识别准确率最高。因此, 在处理数据量较大的轴承故障诊断问题时, VMD-TEO 窗特征提取方法更加适用于 DBiLSTM 网络。

表 5 数据集测试结果
Table 5 Data set test results

数据集	数据格式	训练最优次数	训练时间/s	测试时间/s	准确率/%
VMD-TEO 能量	(2 000, 1, 6)	7 000	408	0.145	94.0
VMD-TEO 窗	(2 000, 50, 6)	3 300	318	0.265	98.2
VMD-TEO 窗数据增强	(5 000, 50, 6)	2 800	568	0.294	98.4
WAVE 能量	(2 000, 1, 8)	6 000	426	0.12	94.5
原始数据	(2 000, 1 200)	-	8 657	61	90.0

(2) 为验证本文所提出的 DBiLSTM 模型的优势, 分别采用单层 BiLSTM、DLSTM、DBiLSTM 与

传统 LSTM 四种模型对 VMD-TEO 窗数据集进行测试, 结果如图 14 所示。

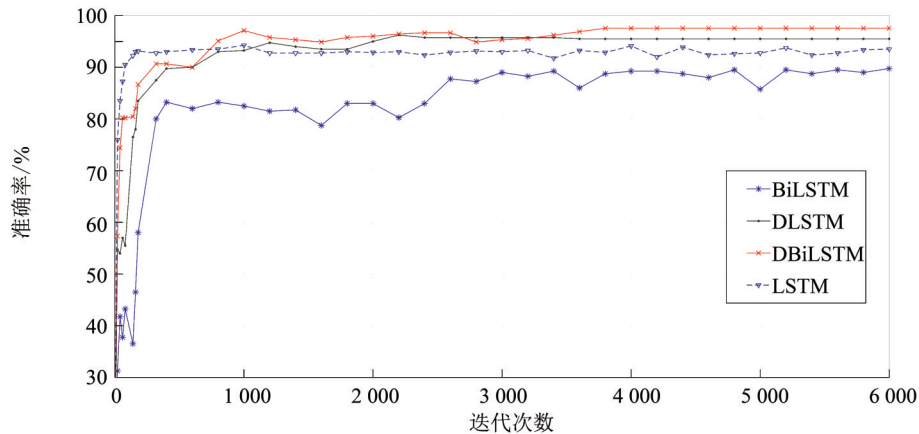


图 14 模型测试结果

Fig. 14 Model test results

试验采用 2 000 组数据格式为 $[6 \times 50]$ 的 VMD-TEO 窗特征矩阵, 采用 train_test_split 函数对数据集随机划分, 1 600 组作为训练集, 400 组作为测试集。BiLSTM 为单层双向 LSTM 模型, 经过 5 600 次迭代才达到稳定, 且模型收敛波动较大, 准确率最终收敛在 89%; LSTM 模型结构简单, 经过 200 次迭代就达到 92% 的识别准确率, 但准确率维持在 92% 上下浮动不稳定; DLSTM 包含四层 LSTM 隐层和两层全连接输出层, 该模型收敛速度快, 经过 3 000 次迭代就达到稳定, 但准确率只能达到 95%; DBiLSTM 模型经过 3 300 次迭代达到稳定, 模型最终收敛在 98.2%。

结果表明, 单层的 LSTM 与 BiLSTM 模型相比于深层模型, 对于数据的解析能力较差, 分类准确率较低, 通过增加模型的层数能在一定程度上提高识别准确率。DBiLSTM 模型相比较于 DLSTM 模型, 充分考虑了特征矩阵相邻时刻间的相关性, 分类准确率最高达到了 98.2%, 并且模型收敛速度较快。验证了本文所提出的 VMD-TEO 能量窗 DBiLSTM 模型适用于多种故障类型、数据量大的现代轴承故障诊断问题。

为验证模型在处理数据量较大, 以及多种故障类型、不同损伤等级的轴承故障诊断问题时的效果, 采用重复采样的方法增强数据集。经过数据增强后数据集增加到 5 000 组样本, 每组样本包

含 1 200 个样本点, 其包含正常、内圈轻微、内圈中等故障等 10 种故障类型。经特征提取后转化为 5 000 组 $[50 \times 6]$ 的特征矩阵, 从表 4 中可以看出, 所提出的 VMD-TEO-DBiLSTM 模型在数据增强后仍能快速收敛, 并且取得最高准确率 98.4%。表明该方法在处理大量数据的滚动轴承故障诊断问题时能有效的对多种故障类型, 不同损伤等级的滚动轴承振动信号进行识别。

5 结 论

针对现代滚动轴承早期故障诊断困难以及实际应用中监测数据量大的问题, 提出了基于 VMD-TEO 能量窗与 DBiLSTM 模型相结合的方法。首先利用 IFOA 优化的 VMD 算法将原始信号分解到不同频带, 然后通过 TEO 能量窗口构建特征矩阵, 输入 DBiLSTM 模型进行故障识别试验。试验结果表明:

1) VMD-TEO 能量窗方法能有效的提取轴承振动信号的瞬时能量特征, 并保留了信号的时间特性, 提高了 DBiLSTM 模型的分类准确率与模型收敛速度。

2) VMD-TEO 能量窗 DBiLSTM 模型对于多种故障类型、不同损伤等级, 以及数据量较大的轴承故障诊断问题时, 展现出较好的识别准确率与识别效率。

参考文献:

[1] 曹宏瑞, 何正嘉, 訾艳阳. 高速滚动轴承力学特性建模与损伤机理分析[J]. 振动与冲击, 2012, 31(19): 134-140.

CAO H R, HE Z J, ZI Y Y. Modeling of a high-speed rolling bearing and its damage mechanism analysis [J]. Journal of Vibration & Shock, 2012, 31(19): 134-140.

- [2] 雷亚国,贾峰,周昕,等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21):49-56.
LEI Y, JIA F, ZHOU X, et al. A deep learning-based method for machinery health monitoring with big data [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21):49-56.
- [3] 田晶,王英杰,王志,等. 基于EEMD与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7):144-151.
TIAN J, WANG Y J, WANG Z, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on EEMD and spatial correlation denoising [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 144-151.
- [4] XIAO Y, DONG F, DING E J, et al. Rolling bearing fault diagnosis using modified lfa and emd with sensitive feature selection [J]. IEEE Access, 2018, 6(99): 3715-3730.
- [5] 乔美英,刘宇翔,兰建义. 基于VMD和马氏距离SVM的滚动轴承故障诊断[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2019, 58(5):8-16.
QIAO M Y, LIU Y X, LAN J Y. Fault diagnosis method of rolling bearings based on VMD and mahalanobis distance SVM [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2019, 58(5):8-16.
- [6] 徐元博,蔡宗琰,胡永彪,等. 强噪声背景下频率加权能量算子和变分模态分解在轴承故障提取中的应用[J]. 振动工程学报, 2018, 31(3):513-522.
XU Y B, CAI Z Y, HU Y B, et al. A frequency-weighted energy operator and variational mode decomposition for bearing fault detection [J]. Journal of Vibration Engineering, 2018, 31(3):513-522.
- [7] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5):73-81.
TANG G J, WANG X L. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Xian Jiaotong University, 2015, 49(5):73-81.
- [8] 马增强,李亚超,刘政,等. 基于变分模态分解和Teager能量算子的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2016, 35(13):134-139.
MA Z Q, LI Y C, LIU Z, et al. Rolling bearings' fault feature extraction based on variational mode decomposition and Teager energy operator [J]. Journal of Vibration & Shock, 2016, 35(13):134-139.
- [9] 王新,闫文源. 基于变分模态分解和SVM的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(18):252-256.
WANG X, YAN W Y. Fault diagnosis of roller bearings based on the variational mode decomposition and SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(18): 252-256.
- [10] YILDIRIM Ö. A novel wavelet sequences based on deep bidirectional LSTM network model for ECG signal classification [J]. Computers in Biology & Medicine, 2018, 96:189-202.
- [11] 李鹏,何帅,韩鹏飞,等. 基于长短期记忆的实时电价条件下智能电网短期负荷预测[J]. 电网技术, 2018, 42(12): 4045-4052.
LI P, HE S, HAN P F, et al. Short term load forecasting of smart grid based on long short term memory recurrent neural networks in condition of real-time electricity price [J]. Power System Technology, 2018, 42(12): 4045-4052.
- [12] 唐赛,何苻兮. 基于长短期记忆网络的轴承故障识别[J]. 汽车工程学报, 2018, 8(4):297-303.
TANG S, HE X X. Bearing fault identification based on long short-term memory networks [J]. Chinese Journal of Automotive Engineering, 2018, 8(4):297-303.
- [13] KAISER J F. Some useful properties of Teager's energy operators [C]// IEEE International Conference on Acoustics. IEEE Computer Society, 1993.
- [14] ANGELINE P J, SAUNDERS G M, POLLACK J B. An evolutionary algorithm that constructs recurrent neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(1):54-65.
- [15] GRAVES A. Long short-term memory [M]. Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks. 2012.
- [16] LI W, NIE W, SU Y. Human action recognition based on selected spatio-temporal features via bidirectional LSTM [J]. IEEE Access, 2018, 6: 44211-44220.
- [17] LOPARO K A. Bearings vibration data set, case western reserve university [EB/OL]. [2005-02-01]. <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/download.htm>.