

基于深度学习与混沌特征融合的滚动轴承故障诊断

金江涛¹, 许子非¹, 李 春^{1,2†}, 缪维跑¹, 肖俊青¹, 孙 康¹

(1. 上海理工大学 能源与动力工程学院, 上海 200093;

2. 上海市动力工程多相流动与传热重点实验室, 上海 200093)

摘要: 本文针对现有滚动轴承智能故障诊断方法在面向大噪声背景下鲁棒性能差的问题, 基于混沌理论, 提出采用相空间重构方法还原并丰富轴承振动的动力学特性, 通过卷积神经网络(CNN)提取混沌序列中的高级抽象特征, 又考虑故障信号具有长程相关性, 将低维抽象故障特征引入长短期记忆网络(LSTM), 以灰狼算法优化的支持向量机(OSVM)作为分类器, 提出CCNN (Chaotic CNN)-LSTM-OSVM智能故障诊断方法. 试验结果表明, 在处理信噪比为-6 dB信号时, 该方法仍具有89.96%的准确率, 相比以Softmax作为分类器的CNN-LSTM和CCNN-LSTM方法分别高出15.36%和5.21%, 且在收敛速度方面亦有较大优势.

关键词: 卷积神经网络; 长短期记忆网络; 支持向量机; 混沌; 特征融合; 轴承; 故障诊断

引用格式: 金江涛, 许子非, 李春, 等. 基于深度学习与混沌特征融合的滚动轴承故障诊断. 控制理论与应用, 2022, 39(1): 109 – 116

DOI: 10.7641/CTA.2021.10177

Rolling bearing fault diagnosis based on deep learning and chaotic feature fusion

JIN Jiang-tao¹, XU Zi-fei¹, LI Chun^{1,2†}, MIAO Wei-pao¹, XIAO Jun-qing¹, SUN Kang¹

(1. Energy and Power Engineering Institute, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai, 200093, China;

2. Shanghai Key Laboratory of Multiphase Flow and Heat Transfer in Power Engineering, Shanghai, 200093, China)

Abstract: This paper addresses the problem of poor robustness of existing rolling bearing intelligent fault diagnosis methods under the background of large noise. Based on chaos theory, it is proposed to use the phase space reconstruction method to restore and enrich the dynamic characteristics of bearing vibration, to extract the high-level abstract features in the chaotic sequence through the convolution neural network (CNN), and to consider the long-range correlation of the fault signal. The low-dimensional abstract fault features are introduced into the long and short-term memory network (LSTM), and the support vector machine (OSVM) optimized by the gray wolf algorithm is used as the classifier, and the CCNN (Chaotic CNN)-LSTM-OSVM intelligent fault diagnosis method is proposed. The experimental results show that when the SNR is -6 dB, the accuracy of this method is still 89.96%, which is 15.36% and 5.21% higher than the CNN-LSTM and CCNN-LSTM methods with Softmax as the classifier respectively. In addition, the convergence speed also has a great advantage.

Key words: convolutional neural network; long short term memory networks; support vector machine; chaos; feature fusion; bearing; fault diagnosis

Citation: JIN Jiangtao, XU Zifei, LI Chun, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on deep learning and chaotic feature fusion. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(1): 109 – 116

1 引言

机械零部件的故障诊断是现代复杂工业环境中的新兴产业, 滚动轴承作为机械设备中的核心部件, 受机械振动磨损、交变载荷及热疲劳等因素影响, 导致故障频发^[1-2]. 若轴承发生故障将导致机器设备异常

运行, 造成经济损失甚至引发重大事故^[3]. 因此, 对滚动轴承进行有效的故障监测和诊断是机械维护中不可或缺的一部分, 具有重要的研究意义^[4].

目前轴承故障诊断的方法主要有基于解析模型、基于数据驱动、基于定性知识和基于半定量信息. 定

收稿日期: 2021-02-28; 录用日期: 2021-08-04.

[†]通信作者. E-mail: lichunusst@163.com; Tel.: +86 13301777337.

本文责任编辑: 王大轶.

国家自然科学基金项目(51976131, 51676131, 52006148), 上海市“科技创新行动计划”地方院校能力建设项目(19060502200)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (51976131, 51676131, 52006148) and the Shanghai University Science and Technology Innovation Action Plan Local University Capacity Building Project (19060502200).

性描述相对于定量描述较为粗糙,存在冗余信息,会造成诊断结果不唯一,而采用半定量信息的方法虽方便迅速,但误差值较大^[5].基于解析模型的方法,通过动态建模对轴承进行仿真,需要高精度参数实现,且由于工作环境复杂,难以掌握故障机理,普适性较差^[6].相比之下,基于数据驱动的方法所采集的数据蕴含复杂系统的运行机理和规律,且运用先进的智能故障诊断方法可实现更准确的故障诊断,广泛应用于工业工程中^[7-8].基于数据驱动的传统故障诊断方法,由特征提取与状态分类两部分组成.信号特征提取方法主要有小波变换、经验模态分解、固有模态分解和变分模态分解^[9].状态分类的方法主要有支持向量机(support vector machine, SVM)、BP神经网络及K邻近算法^[10].由于所采集环境受强噪声干扰,导致振动信号极为复杂,具备强非平稳特征,采用传统故障诊断方法无法提取有效非线性特征以及模型鲁棒性不足,导致诊断失败.

近年来,深度学习在人工智能领域实现了重大突破,已广泛运用于机械故障诊断中.其通过堆叠多个非线性隐藏层的方式,实现了特征自提取与状态分类一体化,避免了对信号处理技术和人工选择的依赖^[11].卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是深度学习中的应用最广的网络架构,其具有局部感受野与权值共享的特点,可防止模型发生过拟合现象^[12].文献[13]直接将原始信号输入CNN中,实现了端到端的轴承故障诊断.文献[14]采用短时傅里叶变换与CNN结合的智能故障诊断方法,通过时域与频域信息构建二维CNN矩阵,结果发现该方法有较高的故障识别精度.文献[15]基于VMD对原信号滤波,通过CNN进行特征提取与分类,结果显示该方法在大噪声和变负载环境下仍有较高诊断准确率.

然而仅凭一维时域或频域信号输入CNN中无法提取有效的非线性特征信息,且传统的时频分解方法对参数选择依赖人为经验,导致模型泛化能力低.而混沌可反映时间序列无规律性的自相似变化^[16],弥补了传统时域、频域分析方法的不足.同时长短期记忆网络(long short term memory networks, LSTM)可学习历史信息,具有循环结构和参数共享的优点,因此可较好的处理时间序列^[17].

为此本文基于混沌理论,采用相空间重构法,将原始一维时间序列转化为二维混沌序列,以还原动力学系统中非线性特征,提出CCNN-LSTM (Chaotic CNN-LSTM)算法,学习并提取混沌序列中有效非线性信息,并将两维度分别提取的特征进行融合.由于Soft-max分类器的分类结果是表征类别的概率分布,但其受正则化参数影响较大,在多分类问题上效果不如SVM,但惩罚因子 c 与核函数参数 g 对SVM分类效果影响显著,为此采用灰狼算法(grey wolf optimizer,

GWO)优化SVM参数以提升故障类型识别准确率.综上,本文提出具有较强普适性的CCNN-LSTM-OSVM智能诊断方法,为轴承故障诊断提供技术支持与实现途径.

2 混沌理论

混沌为非线性动力学系统中一种普遍存在的行为,其近似无规则,可短期预测但不可长期预测的运动^[18].由于仅凭一维时域信号难以提取具备代表性的非线性特征信息,为此,可通过相空间重构技术,分析时域信号在高维环境中的混沌特性.

2.1 相空间重构

相空间重构是通过在高维空间中重构吸引子的方式研究非线性系统的动力学特性.为较好突出一维振动信号的力学特性,将时间序列 $\{x_i|i=1,2,\dots,N\}$ 嵌入 m 维空间中得相点 Y

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & x_{1+2\tau} & \cdots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & x_{2+2\tau} & \cdots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_N & x_{N+\tau} & x_{N+2\tau} & \cdots & x_{N+(m-1)\tau} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: τ 为延迟时间; m 为嵌入维数, $m \geq 2d+1$; d 为原动力系统维数.

相空间重构过程中混沌吸引子特征受参数 m 和 τ 影响显著.若 m 选取过大,会增加计算时间,同时也会引入噪声导致无法精确描述系统非线性动力学特征,反之,吸引子无法充分施展,出现重叠现象.若 τ 值选取过大,将出现该时刻与下一时刻间关系变得更为复杂.其中 m 的选取方法主要有假最近邻点、G-P以及Cao^[19]3种方法.Cao方法对于数据量小的信号更有优势,避免了虚假临近算法受阈值的影响. τ 的主要选取方法有自相关函数法^[20]和互信息法^[21]2种.后者使用互信息值衡量随机变量间的关联程度,适用范围较广.因此本文分别采用互信息法和Cao方法计算延迟时间 τ 和嵌入维数 m .

2.2 最大Lyapunov指数

最大Lyapunov指数是描述信号是否具备混沌特性的一个重要指标,当其大于0时,初始状态两极为接近的轨线随时间推移在相空间中以正的指数规律分离,吸引子轨道发生反复拉伸和折叠现象,致使吸引子中原先极为接近的轨线愈为不相关,结构亦更为复杂,最终出现混沌现象^[22].反之,无混沌特征出现.采用Wolf方法^[23]计算最大Lyapunov指数为

$$\lambda = \frac{1}{t_M - t_0} \sum_{i=0}^M \ln \frac{L'_i}{L_i}, \quad (2)$$

式中: L_i 为相空间重构中相邻两点间距离; L'_i 为下一时刻两点间距离; M 为总迭代次数.

3 深度学习

3.1 卷积神经网络

CNN具备稀疏连接、等变表示及参数共享的优点,可减少模型训练参数量,避免发生过拟合现象.因此其具备较强的特征自学习能力^[24],可较好应用与故障诊断领域,CNN具备卷积层、池化层、全连接层和Dropout层.

3.1.1 卷积层

通过采用多个卷积核与输入特征张量进行卷积操作,基于偏置,运用激活函数获取特征矢量,卷积过程数学表达式如下:

$$X_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} X_i^{l-1} \cdot \omega_{ij}^l + b_j^l\right), \quad (3)$$

式中: X_j^l 为第 l 层第 j 个元素; M_j 为 $l-1$ 层的第 j 个卷积区域; X_i^{l-1} 为其中元素; ω_{ij}^l 为对应卷积核的权重矩阵; b_j^l 为偏置项. $f(g)$ 为激活函数,常用ReLU函数.

3.1.2 池化层

输入数据经过卷积核特征提取后,由于数据庞大,往往添加池化层以减少模型权重参数大小,提高运算速度,并避免过拟合问题.池化层的计算公式如下:

$$X_j^l = f(\beta_j^l \cdot \text{down}(X_j^{l-1}) + b_j^l), \quad (4)$$

式中: β 为权值矩阵, $\text{down}(\cdot)$ 为降采样函数.

池化主要分为两种:均值池化与最大值池化.其中最大值池化最为常用,其表达式如下:

$$X^l = \max_{(i-1)l+1 \leq t \leq il} X^{l-1}(t), \quad (5)$$

式中 l 为池化区域长度.

3.1.3 全连接层

输入数据经过多个卷积与池化交替后,将提取的特征通过全连接层进行分类,全连接层中包含多个隐含层,可提高模型的泛化性能.

3.1.4 Dropout层

Dropout正则化技术^[25]是以一定比例忽略神经元,在全连接层前添加可防止模型发生过拟合现象,其标准过程由下式所示:

$$y = f(Wx) \cdot m, \quad m_i \sim \text{Bernoulli}(p), \quad (6)$$

式中: x 为输入量, W 为权值矩阵, y 为输出.

3.2 长短期记忆网络

LSTM通过引入遗忘门、输入门和输出门,可较好解决循环神经网络中出现的梯度消失与爆炸现象,其结构如图1所示.

遗忘门决定过去记忆单元的重要性,根据输入单元 X_t 与前一时刻的输出单元 h_{t-1} 判断过去记忆单元是否需保留.

输入门用于控制是否使用 t 时刻的记忆单元值更新下一时刻的记忆单元值.

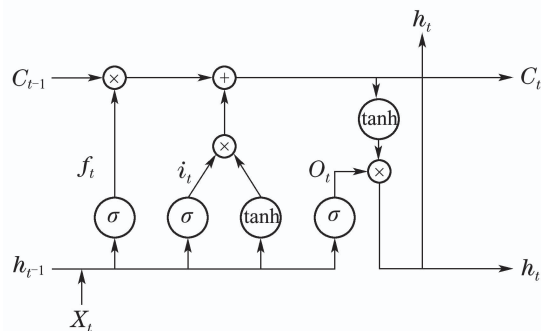


图1 LSTM内部结构图

Fig. 1 LSTM internal structure diagram

输出门用于区分记忆单元与隐层单元,从而更新隐藏状态.

LSTM的更新公式如下所示:

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i), \quad (7)$$

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f), \quad (8)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o), \quad (9)$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c), \quad (10)$$

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t). \quad (11)$$

其中 σ 表示sigmoid激活函数,输出为0~1, $\tanh$ 输出为-1~1, W 为各门之间权重矩阵, b 为各门偏置项.

4 故障诊断方法

4.1 OSVM参数选取

SVM中惩罚因子 c 调整了样本误分类比例和算法复杂度之间的权衡,而参数 g 为内核函数的宽度,控制要素子空间分布的复杂性.显然, c 与 g 对SVM最终模式识别结果有较大影响.而GWO算法^[26]具有原理结构简单,编程容易,全局搜索能力强等优点,且在收敛速度与精度上均优于粒子群优化算法和遗传算法^[27].因此本文采用GWO算法对SVM参数进行寻优,其实现流程如图2所示.

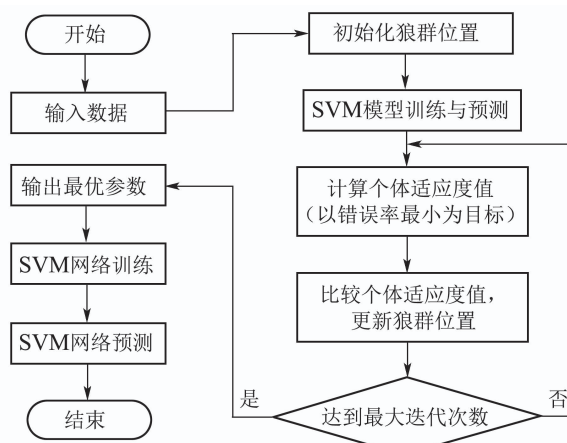


图2 OSVM参数流程图

Fig. 2 Flow chart of OSVM parameters

4.2 CCNN-LSTM-OSVM框架

由于旋转机械的振动耦合与在役环境复杂导致振动信号具有强非线性特征. 以原始信号作为数据源, 因信号单一, 难以提取具有表示性的非线性特征, 导致CNN模型泛化能力较差, 而混沌是非线性动力学中一种特殊的运动状态, 可反映时间序列无规律性的自相似变化, 可较好的描述非线性特性. 同时LSTM具有长期记忆功能, 可全面学习时间序列信息, 并通过OSVM代替Softmax分类器可提高分类性能. 为此, 本文提出CCNN-LSTM-OSVM的故障诊断方法, 其算法结构如图3和表1所示.

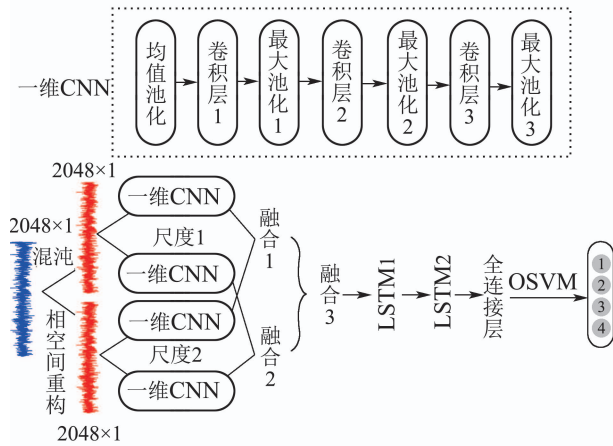


图3 CCNN-LSTM-OSVM模型

Fig. 3 The model of CCNN-LSTM-OSVM

表1 CCNN-LSTM-OSVM模型部分参数

Table 1 Parameters of CCNN-LSTM-OSVM model

网络层	卷积核尺寸/ 步长	卷积核 数量	网络层 输出
均值池化(尺度1)	$[1 \times 1]/[1 \times 1]$	—	2048×1
均值池化(尺度2)	$[2 \times 1]/[1 \times 1]$	—	2048×1
卷积层1	$[128 \times 1]/[1 \times 1]$	16	2048×1
最大池化1	$[5 \times 1]/[2 \times 1]$	16	1022×1
卷积层2	$[64 \times 1]/[1 \times 1]$	32	1022×1
最大池化2	$[5 \times 1]/[2 \times 1]$	32	509×1
卷积层3	$[32 \times 1]/[3 \times 1]$	8	170×1
最大池化3	$[5 \times 1]/[2 \times 1]$	8	83×1
融合1	—	8	166×1
融合3	—	8	332×1
LSTM1	—	—	128
LSTM2	—	—	128
全连接层	—	—	4
OSVM	—	—	4

由图3和表1可知, 基于混沌理论, 将一维时间序列通过相空间重构转化为二维混沌序列, 并将各维度信号分别输入至两个不同尺度的一维CNN网络中, 融合各尺度特征至LSTM层, 最终输入至OSVM中完成分

类. 该方法与基于单一CNN模型和基于LSTM模型相比, 通过混沌与多尺度特征融合的方法, 可捕获更多有效的特征信息以提高模型性能. 此外, 通过在所提出的CCNN网络中实现预处理, 可降低模型复杂度, 改善了与LSTM网络完全连接所带来的时间复杂度高的问题, 并通过OSVM可提高最终分类准确率.

5 试验分析

5.1 数据说明

轴承加速寿命测试平台如图4所示.

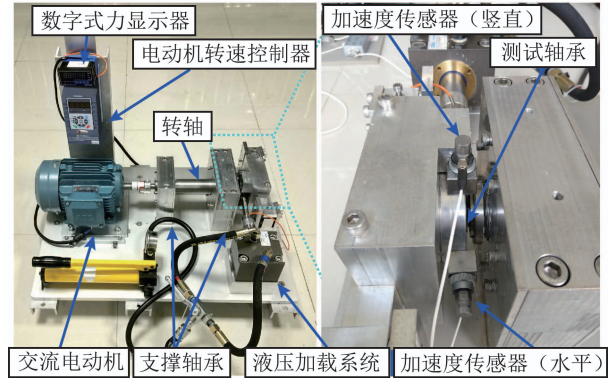


图4 轴承加速寿命测试平台

Fig. 4 Bearing accelerated life test platform

由图4可知, 该平台主要由交流电动机、液压加载系统、转速控制器、传感器、轴承和转轴等组成, 可对滚动轴承各工况下的加速寿命进行试验, 获取测试轴承的全寿命周期监测数据. 设置采样频率为25.6 kHz, 分别采用转速为2 100 r/min和2 250 r/min的工况进行试验. 实验将加速度传感器固定于轴承的竖直方向上, 采集4种故障下的信号数据. 轴承加速寿命试验工况如表2所示^[28].

表2 轴承加速寿命试验工况

Table 2 Bearing accelerated life test conditions

故障类型	混合损伤	内圈磨损	保持架磨损	外圈磨损
类别标签	0	1	2	3
转速	2 100	2 250	2 250	2 250
径向力	12	11	11	11

为增强各故障类型样本数量, 对各数据集中的数据进行重采样以增多样本个数, 重采样技术如图5所示.

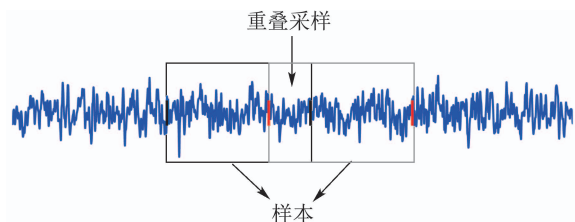


图5 数据重采样

Fig. 5 Data augment with overlap

每种故障包含1 000个样本,各样本由2 048个采样数据点组成。为避免特殊性和偶然性,每种情况随机选取800个样本用于训练,100个用于测试,100个用于验证。

5.2 混沌特性分析

延迟时间与嵌入维数对相空间重构的有效性影响显著,本文采用互信息法和Cao方法分别计算各故障信号的最佳延迟时间和嵌入维数,同时计算最大Lyapunov指数,其结果如表3所示。

表3 最佳延迟时间、嵌入维数和最大Lyapunov

Table 3 The optimal parameters including delay time, embedded dimension and max Lyapunov

故障类型	延迟时间	嵌入维数	最大Lyapunov
混合损伤	3	5	0.6005
内圈磨损	3	6	0.4857
保持架磨损	7	6	0.1619
外圈磨损	2	6	0.3022

由表3可知,通过延迟时间和嵌入维数计算4种不同故障时间序列的最大Lyapunov指数各不相同,但均大于0,说明轴承各故障振动信号具备不同程度的混沌特性。其中,混合损伤时最大Lyapunov指数最大,为0.6005,说明其混沌特性最强烈;而保持架磨损时最大Lyapunov指数最小,为0.1619,说明其混沌特性最弱。

5.3 模型鲁棒性能验证

考虑实际工程中,轴承振动信号采集往往伴随环境噪声干扰。本文研究不同噪声水平下,CCNN-LSTM-OSVM模型的鲁棒性能。将测试集样本添加信噪比分别为-4, 0, 4 dB的高斯白噪声,以模拟真实工业环境。以轴承内圈磨损为例,添加各噪声后的时域图如图6所示。

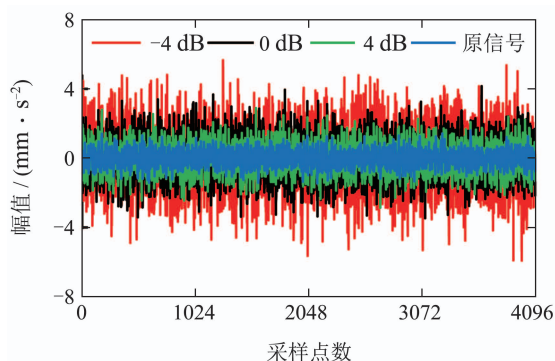


图6 原始信号与加噪信号时域图

Fig. 6 Time domain diagram of the original signal and the added noise signal

由图6可知,加入噪声后的振动信号幅值变化明显较原信号剧烈,噪声越大,幅值越大。

损失函数是一种测量神经网络预测值和实际值之间差距的方法。因此,可用于评估模型优劣,即预测值和实际值之间的差距,其值越小,算法的性能越优。

为证明CCNN-LSTM-OSVM方法的优越性,将其与CCNN-LSTM-SVM和以Softmax作为分类器的文献[29-31]中算法和CCNN-LSTM共6种方法对同一数据集进行比较,训练集准确率和损失值变化曲线分别如图7和图8所示。

由图7和图8可知,各信噪比下6种方法的准确率均达到100%,但收敛速度存在差异,以SNR = 0 dB时为例,文献[29-31]、CCNN-LSTM、CCNN-LSTM-SVM和CCNN-LSTM-OSVM方法分别在迭代至422, 503, 285, 125, 84和56步后损失值几乎稳定不变,此时可判定模型已收敛。其损失值分别为0.0142, 0.0079, 0.0039, 0.0036, 0.0026和0.0010。CCNN-LSTM-OSVM损失值最小,而文献[29]中算法的损失值最大。说明采用CCNN-LSTM-OSVM方法具有最优性能。

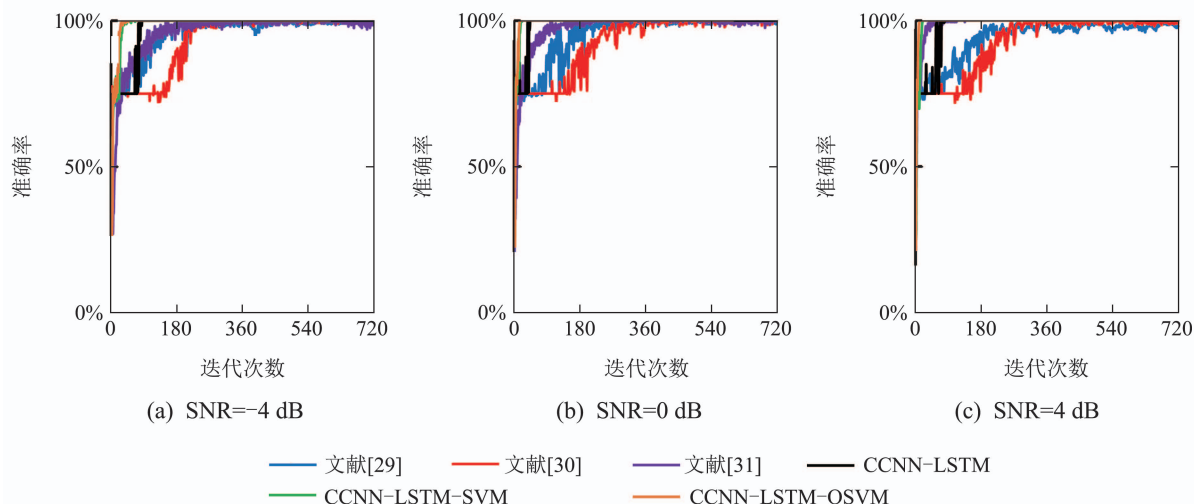


图7 6种方法在不同信噪比下的准确率变化曲线

Fig. 7 The accuracy curve of the six methods under different SNR

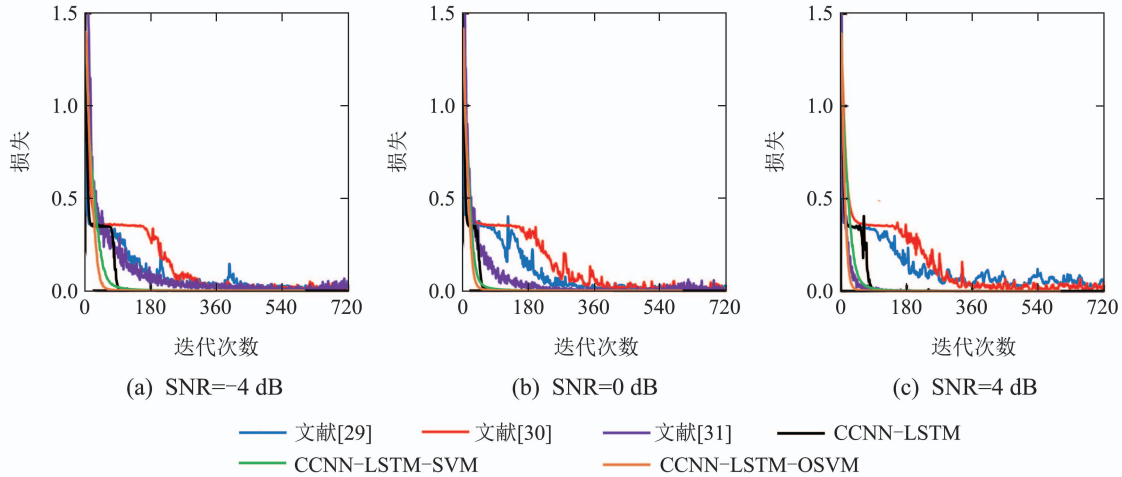


图8 6种方法在不同信噪比下的损失值变化曲线

Fig. 8 The loss change curves of the six methods under different SNR

6种算法的具体收敛时间如表4所示。

表4 不同算法的收敛时间

Table 4 Convergence time of different algorithms

算法	收敛时间/s
文献[29]	439
文献[30]	452
文献[31]	356
CCNN-LSTM	308
CCNN-LSTM-SVM	286
CCNN-LSTM-OSVM	223

由表4可知, CCNN-LSTM-OSVM计算至223 s时收敛, 速度最快, 文献[30]中算法计算452 s时收敛, 速度最慢。

不同算法在各信噪比下准确率对比如表5与图9所示。

由图9与表5所示, 对相对纯净信号(信噪比为2 dB)下进行的故障诊断, 本文方法平均有99.98%的识别准确率, 相比于文献[29, 31]所提算法、CCNN-LSTM及CCNN-LSTM-SVM有近13.08%, 11.55%, 4.03%, 1%及0.08%的提高。在处理信噪比为-6 dB的信号时, CCNN-LSTM-OSVM方法仍具有89.96%的准确率, 相比另5种方法至少高出1.33%。由于Softmax分类器是对最终分类结果做一次符合概率分布的归一化操作, 在多分类问题上效果不如SVM, 但SVM参数 c 与 g 对分类结果影响显著, 经参数优化后的OSVM分类器在各信噪比下故障类型的识别准确率最高。而文献[29]中采用的CNN方法在噪声环境下运行10次准确率最低且变化幅度最大, 说明单一CNN模型的稳定性较差, 鲁棒性不足。由于数据各时刻点之间的关联性, 仅采用CNN在数据分割时存在信息丢失现象, 而LSTM可充分利用隐藏在时间序列中的长期依赖关

系, 且混沌可反映时间序列无规律性的自相似变化。因此本文所提出的CCNN-LSTM-OSVM方法在噪声环境下具有最佳性能。

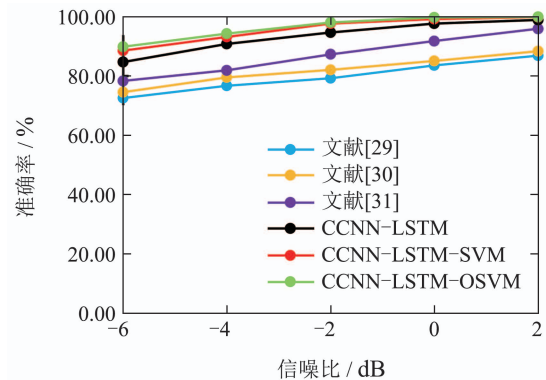


图9 不同算法在各信噪比下准确率对比

Fig. 9 The accuracy comparison of different methods under each SNR

5.4 模型可视化

t-SNE作为一种可视化算法, 通过将数据点之间的高维欧式距离转换为表示相似性的条件概率。在高维空间中彼此分离的点仍然保留在低维空间中。

为研究基于CCNN-LSTM-OSVM算法的内部机制, 运用t-SNE流行降维算法可视化分析原始数据集添加噪声以模拟 $\text{SNR} = 0 \text{ dB}$, 经t-SNE降维后各卷积层和LSTM层可视化结果如图10所示。

由图10可知, 随卷积层的深入, 模型逐步学习信号特征, 呈现出明显的流形分布, 各故障类型重叠区域减小, 间距增大, 区分越显著。在卷积层3中已基本分离出各种状态, 在LSTM1层中, 4种状态区分度明显。说明通过CCNN-LSTM-OSVM方法可从二维时域信号中提取较为纯净的非线性信息, 同时可完成较好的分类。

表 5 不同算法在各信噪比下准确率对比

Table 5 The accuracy comparison of different methods under each SNR

算法	信噪比(dB)				
	-6	-4	-2	0	2
文献[29]	72.55 ± 2.14%	76.75 ± 1.29%	79.30 ± 1.57%	83.65 ± 0.99%	86.90 ± 1.06%
文献[30]	74.60 ± 1.39%	79.60 ± 1.18%	82.08 ± 0.92%	85.10 ± 0.88%	88.43 ± 0.96%
文献[31]	78.38 ± 1.47%	81.93 ± 1.20%	87.35 ± 1.43%	91.83 ± 0.95%	95.95 ± 0.90%
CCNN-LSTM	84.75 ± 0.94%	90.90 ± 0.78%	94.68 ± 0.78%	97.75 ± 0.39%	98.98 ± 0.48%
CCNN-LSTM-SVM	88.63 ± 1.33%	93.18 ± 1.24%	97.73 ± 0.75%	99.25 ± 0.45%	99.90 ± 0.17%
CCNN-LSTM-OSVM	89.96 ± 1.12%	94.35 ± 0.94%	98.15 ± 0.66%	99.78 ± 0.35%	99.98 ± 0.08%

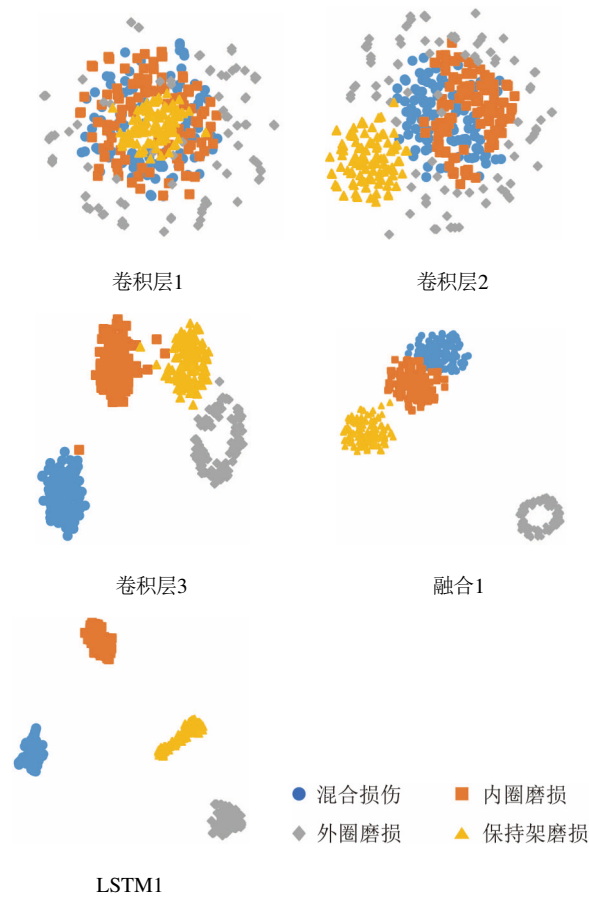


图 10 模型中各层降维可视化结果

Fig. 10 Visualization results of dimensionality reduction in each layer of the model

6 结论

针对传统故障诊断方法依赖人为经验,在噪声环境下难以有效提取故障特征,导致模型鲁棒性差的问题.基于混沌理论,通过卷积神经网络和长短期记忆网络,提取混沌序列中故障特征,采用OSVM进行故障分类,提出CCNN-LSTM-OSVM故障诊断方法,以滚动轴承实验数据为研究对象验证有效性,结论如下:

1) CCNN-LSTM-OSVM方法将特征提取与状态分类融为一体,从混沌信号中逐层卷积池化学习故障特征,实现不同故障类型的准确识别.

2) 提取相同故障特征后,采用OSVM分类器效果

优于Softmax分类器.

3) 相比现有算法,CCNN-LSTM-OSVM方法在信噪比为-6 dB背景下仍接近89.96%的准确度,在测试集信噪比从-6 dB变化至2 dB时,均具备最佳准确度,体现模型具有较好的鲁棒性能.

4) 相同网络参数下,CCNN-LSTM-OSVM方法的收敛速度最快.

5) 通过最大Lyapunov指数可知,轴承各故障状态均具有混沌特性,混合损伤时混沌特性最强,保持架磨损时最弱.

参考文献:

- [1] GONG Wenfeng, CHEN Hui, ZHANG Meiling, et al. Intelligent diagnosis method for incipient fault of motor bearing based on deep learning. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(1): 198 – 208.
(宫文峰, 陈辉, 张美玲, 等. 基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法. *仪器仪表学报*, 2020, 41(1): 198 – 208.)
- [2] SHAO H, JIANG H, LIN Y, et al. A novel method for intelligent fault diagnosis of rolling bearings using ensemble deep auto-encoders. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 102: 278 – 297.
- [3] WANG X, MAO D X, LI X D. Bearing fault diagnosis based on vibro-acoustic data fusion and 1D-CNN network. *Measurement*, 2020, 108518.
- [4] GAO Z, CECATI C, DING S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—Part I: fault diagnosis with model-based and signal-based approaches. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(6): 3757 – 3767.
- [5] WANG Wenhui, ZHOU Donghua. Survey on qualitative/semi-qualitative based fault detection and diagnostics techniques. *Control Theory & Applications*, 2002, 19(5): 653 – 659, 666.
(王文辉, 周东华. 基于定性和半定性方法的故障检测与诊断技术. *控制理论与应用*, 2002, 19(5): 653 – 659, 666.)
- [6] WEN Chenglin, LV Feiya, BAO Zhejing, et al. A review of data driven-based incipient fault diagnosis. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(9): 1285 – 1299.
(文成林, 吕菲亚, 包哲静, 等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述. *自动化学报*, 2016, 42(9): 1285 – 1299.)
- [7] XU X J, ZHAO Z Z, XU X B, et al. Machine learning-based wear fault diagnosis for marine diesel engine by fusing multiple data-driven models. *Knowledge-based Systems*, 2020, 190: 105324.
- [8] CHE C, WANG H, NI X, et al. Hybrid multimodal fusion with deep learning for rolling bearing fault diagnosis. *Measurement*, 2020: 108655.

- [9] TANG Si, CHEN Xinchu, ZHENG Song. Fault diagnosis method of motor bearing based on attention and multi-scale convolution neural network. *Electrical Engineering*, 2020, 21(11): 32 – 38.
(唐斯, 陈新楚, 郑松. 基于注意力与多尺度卷积神经网络的电机轴承故障诊断. 电气技术, 2020, 21(11): 32 – 38.)
- [10] HU Xiaoyi, JING Yunjian, SONG Zhikun, et al. Bearing fault identification by using deep convolution neural networks based on CNN-SVM. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(18): 173 – 178.
(胡晓依, 荆云建, 宋志坤, 等. 基于CNN-SVM的深度卷积神经网络轴承故障识别研究. 振动与冲击, 2019, 38(18): 173 – 178.)
- [11] LI S, WANG H, SONG L, et al. An adaptive data fusion strategy for fault diagnosis based on the convolutional neural network. *Measurement*, 2020: 108122.
- [12] LI X, ZHANG W, DING Q. Deep learning-based remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction. *Reliability Engineering & System Safety*, 2019, 182: 208 – 218.
- [13] SHARMA P, CHANDAN S, AGRAWAL P B, et al. Vibration signal-based diagnosis of defect embedded in outer race of ball bearing using 1-D CNN. *International Conference on Computational Performance Evaluation (ComPE)*, Shillong, India, 2020: 531 – 536.
- [14] LI Heng, ZHANG Qing, QIN Xianrong, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings based on short-time fourier transform and convolution neural network. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(19): 124 – 131.
(李恒, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法. 振动与冲击, 2018, 37(19): 124 – 131.)
- [15] XU Z F, LI C, YANG Y. Fault diagnosis of rolling bearing of wind turbines based on the variational mode decomposition and deep convolutional neural networks. *Applied Soft Computing*, 2020, 95: 106515.
- [16] SMALE S. Differentiable dynamical systems. *Uspekhi Mat. Nauk*, 1970, 25(1): 113 – 185.
- [17] YANG F F, SONG X B, XU F, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries via long short-term memory network. *IEEE Access*, 2019, 7: 53792 – 53799.
- [18] STERMAN J D. Deterministic chaos in models of human behavior: Methodological issues and experimental results. *System Dynamics Review*, 1988, 4(1): 148 – 178.
- [19] SONG Rui. *Structural damage identification based on chaos incentive*. Nanjing: Southeast University, 2015.
(宋锐. 基于混沌激励的结构损伤识别研究. 南京: 东南大学, 2015.)
- [20] ABARBANEL H D I, BROWN R, SIDOROWICH J J, et al. The analysis of observed chaotic data in physical systems. *Reviews of Modern Physics*, 1993, 65(4): 1331 – 1392.
- [21] ZHANG Jing, FAN Yangyu, LI Huimin, et al. An improved algorithm for choosing delay time in phase space reconstruction. *Chinese Journal of Computational Physics*, 2011, 28(3): 469 – 474.
(张菁, 樊养余, 李慧敏, 等. 相空间重构中延迟时间选取的新算法. 计算物理, 2011, 28(3): 469 – 474.)
- [22] ZHANG Wenchao, TAN Sichao, GAO Puzhen. Chaotic forecasting of natural circulation flow instabilities under rolling motion based on Lyapunov exponents. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(6): 53 – 60.
(张文超, 谭思超, 高璞珍. 基于Lyapunov指数的摇摆条件下自然循环流动不稳定性混沌预测. 物理学报, 2013, 62(6): 53 – 60.)
- [23] WOLF A, SWIFT J B, SWINNEY H L, et al. Determining Lyapunov exponents from time series. *Physica D*, 1985, 16(2): 285 – 371.
- [24] LI Yandong, HAO Zongbo, LEI Hang. Survey of convolutional neural network. *Journal of Computer Applications*, 2016, 36(9): 2508 – 2515.
(李彦冬, 郝宗波, 雷航. 卷积神经网络研究综述. 计算机应用, 2016, 36(9): 2508 – 2515.)
- [25] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *NIPS. Curran Associates Inc.* 2012.
- [26] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46 – 61.
- [27] GU R, CHEN J, HONG L J, et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and teager energy operator. *Measurement*, 2020, 149: 1 – 13.
- [28] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings. *IEEE Transactions on Reliability*, 2020, 69(1): 1 – 12.
- [29] GAO Feng, QU Jianling, YU Lu, et al. Fault diagnosis algorithm based on convolutional neural network. *Information Technology*, 2019, 43(4): 68 – 72.
(高峰, 曲建岭, 余路, 等. 基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断算法. 信息技术, 2019, 43(4): 68 – 72.)
- [30] CHEN Baojia, CHEN Xueli, SHEN Baoming, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on convolution neural network and long short term memory. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021, 55(6): 1 – 9.
(陈保家, 陈学力, 沈保明, 等. CNN-LSTM深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用. 西安交通大学学报, 2021, 55(6): 1 – 9.)
- [31] DING Chenjun, FENG Yubo, WANG Manna. Rolling bearing fault diagnosis using variational mode decomposition and deep convolutional neural network. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(2): 287 – 296.
(丁承君, 冯玉伯, 王曼娜. 基于变分模态分解与深度卷积神经网络的滚动轴承故障诊断. 振动与冲击, 2021, 40(2): 287 – 296.)

作者简介:

金江涛 硕士研究生, 目前研究方向为机械故障诊断及信号处理,

E-mail: lese0808@163.com;

许子非 博士研究生, 目前研究方向为数据挖掘在风电系统中的应用, E-mail: xuzifake@foxmail.com;

李春 博士, 教授, 目前研究方向为动力机械及流体机械优化设计、风能利用, E-mail: lichunusst@163.com;

缪维跑 博士, 讲师, 目前研究方向为风力机空气动力学, E-mail: miaoweipao@163.com;

肖俊青 硕士研究生, 目前研究方向为机械故障诊断及信号处理, E-mail: 410989622@qq.com;

孙康 硕士研究生, 目前研究方向为机械故障诊断及信号处理, E-mail: 2574055623@qq.com.