

潘依乐, 高永彬. 基于 CRNN 深度学习方法的风电滚动轴承故障预测模型研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(3): 87-95.
DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.250312

基于 CRNN 深度学习方法的风电滚动轴承故障预测模型研究

潘依乐, 高永彬

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

摘要: 故障诊断和预测是风力发电机组在实践和研究中的重要课题。风电机组在工业发展中面临不少困难和挑战, 需要继续减少计划外停机、缓解性能下降及消除安全隐患, 这需要在早期检测和恢复潜在故障。智能故障预测是一种很有前景的实用工具, 因为能够快速有效地处理收集的信号并提供准确的预测结果。尽管许多研究已经开发了用于检测轴承故障的机器学习 (Machine Learning, ML) 和深度学习 (Deep Learning, DL) 算法, 但结果通常局限于相对较小的训练和测试数据集, 并且已经对输入数据进行了处理 (使用了选择性特征) 以达到高精度。在这项工作中, 将从加速度传感器收集的原始数据 (时域特征) 用作一种新的时间序列预测算法的输入, 由此提出一种端到端的故障预测方法。使用等效时间序列作为一种新的卷积长短期记忆递归神经网络 (Convolutional long-short-term-memory Recurrent Neural Network, CRNN) 的输入, 从而在尽可能短的时间内以最高的精度来检测轴承故障。实验表明该方法可以达到文献中的最高精度, 避免了对输入数据的任何预处理或操作。将该方法应用于智能维护系统 (Intelligent Maintenance System, IMS) 振动数据集, 并与其他智能故障预测方法进行比较, 验证了该方法的有效性和可行性。

关键词: CRNN; 故障预测; 深度学习; 风电滚动轴承; 振动信号

中图分类号: TM315

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)03-0087-09

Fault prediction model of wind power rolling bearing based on CRNN-LSTM deep learning method

PAN Yile, GAO Yongbin

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Fault diagnosis and prediction are important topics in the practice and research of wind turbines. Wind turbines face the difficulties and challenges in industrial development, requiring continued reduction of unplanned shutdowns, mitigating performance degradation, and eliminating safety hazards, which require early detection and recovery of potential faults. Because the collected signals could be processed efficiently and accurate prediction results provided, intelligent fault prediction is a promising tool. Although many studies have developed Machine Learning (ML) and Deep Learning (DL) algorithms for detecting bearing failures, the results are usually limited to relatively small training and test data sets. Furthermore, the input data has been processed (using selective characteristics) to achieve high accuracy. In this work, the raw data collected from the accelerometer (time domain characteristics) are taken as input to a new time series prediction algorithm to propose an end-to-end fault prediction method. The equivalent time series is taken as the input of a new Convolutional long-short-term memory Recursive Neural Network (CRNN) to detect bearing faults with the highest accuracy in the shortest possible time. Experiments show that this method can achieve the highest accuracy in literature and avoid any preprocessing or manipulation of input data. The proposed method is applied to IMS vibration data set, and compared with other intelligent fault prediction methods. The effectiveness and feasibility of the proposed method are verified.

Key words: CRNN; fault prediction; deep learning; wind power rolling bearing; vibration signal

0 引言

风电机组通常处于高空, 长期工作在恶劣的自

然环境中, 受内外因素影响, 其组成部件的运行性能和健康状态将随着运行环境和运行时间的变化呈现衰退趋势, 导致故障发生。作为风电机组的核心设

基金项目: 国家自然科学基金 (61705127)。

作者简介: 潘依乐 (1996—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 人工智能, 智慧医疗。Email: 2312110957@qq.com; 高永彬 (1988—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 视觉 SLAM 技术, 三维视觉分析, 智慧医疗。

收稿日期: 2023-09-13

备,齿轮箱是故障率最高的部件。其中,滚动轴承是齿轮箱的重要组成部分,具有承受和传递载荷的作用,其运转状态关系着整个系统的运行状况。研究可知,轴承是旋转机械的重要部件,轴承故障是风电机组故障的主要原因之一,在初级阶段检测故障可以节约大量停机时间和恢复成本^[1]。故障预测技术可大致分为3类:基于模型^[2]、基于统计可靠性^[3]、基于数据驱动的故障预测方法。其中,基于统计可靠性的故障预测是通过对过去历史数据的统计实现的,此方法通常基于贝叶斯定理估计故障的概率密度函数,但是对于风电机组来说,恶劣的运行环境极易使得各部件的运行性能退化,最终致使基于系统特性的预测结果受到极大影响。因此,针对风电轴承的故障预测基于数据驱动的预测技术应用最为广泛。通常采用机器学习的方法。将机器学习技术应用于轴承故障诊断预测的关键问题是开发一种能够在相对较短的时间内获得满足诊断性能的网络架构^[4]。主要采用信号处理方法对轴承进行数据驱动的智能故障检测。这些信号分别使用加速度传感器或变频器测量的振动信号或电机电流信号^[5]。在文献中,振动信号由于其更精确的结果而受到更多的关注。为了实现轴承故障检测的机器学习(Machine Learning, ML)和深度学习(Deep Learning, DL)技术,就需要提取特征并将其用于学习算法,以达到最高精度^[6]。特征可以分为3个不同的领域:时域^[7]、频域^[8]或时频域^[9]。近年来,机器学习技术,如K近邻(K-Nearest-Neighbour, KNN)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN),一直是轴承故障检测的有效工具。在规模相对较小的数据的情况下^[10],这些方法的输出通常是可以接受的。例如,Yaqub等学者^[11]使用KNN进行轴承故障诊断和小数据帧测试,同时还使用高阶累积量(Higher Order Cumulants, HOC)、小波变换(Wavelet Transform, WT)和小波包变换(Wavelet Packet Transform, WPT)进行数据的预定变换,然而,未能达到可接受的精度。Hu等学者^[12]使用SVM,以同样的方式,对数据进行了预处理,并且数据集的规模相对较小。

随着故障预测技术的快速发展,大量的数据得以收集应用,但是大多数提及的传统机器学习算法在基于这些数据建立决策模型方面都存在着缺陷^[13]。因此,目前研究已经从传统方法转向更复杂的方法,如深度神经网络(Deep Neural Network,

DNN)、卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)、递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)等。Eren等学者^[14]利用一维卷积神经网络对处理数据的时间序列进行预测,在研究中,对输入数据进行了处理,以达到更好的效果。Zhang等学者^[13]表明使用DNN进行时间序列预测可以达到高精度,但是对提出的DNN网络架构却未进行更加深入的论证。Mao等学者^[4]声称使用一种新的深度学习的方法达到了高精度。尽管如此,研究只提供了训练精度(而不是测试精度),并且未能为其研发的网络提供任何可行的架构,这阻碍了后续进一步的重复性。还有一些创新的文章^[15-16],同时关注了用于轴承故障诊断的CNN和长短期记忆(Long-Short-Term-Memory, LSTM)网络,并已取得了不错的成果,但对所提出的模型架构没有给出明确的解释。

以往在轴承故障诊断方面的工作都存在以下不足:

(1)对数据集进行预处理。

(2)数据集的规模相对较小,无法覆盖工业规模的综合数据。

(3)精度相对较高,但不足以在工业规模上得到计算结果。

(4)几乎没有给出神经网络的架构,并且达到所生成精度的方法也不明确。

针对上述问题,本文使用CRNN网络对时域中获得的数据进行时间序列预测,以在相对较短的时间内达到最高精度。与其它文献研究相比,没有对原始数据进行任何预处理或操作。因此,该模型可以应用于实际情况,并在所有条件下提取实际系统信号的真实特征。本文通过测试文献中的基准轴承数据集来评估本文提出的模型:智能维护系统(Intelligent Maintenance System, IMS)轴承数据集^[17],这是辛辛那提大学智能维护系统中心测量的一个运行到故障的原始轴承数据集。经过实验验证,所提出的方法在训练和测试数据集中的平均准确率在相对较短的区间内有显著的效果。此外,本文提出了故障检测方法架构以及系列寻优步骤,以达到理想的故障预测精度。

1 CRNN模型

1.1 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)是一种受生物学启发的前馈ANN,被认为是哺乳动物视觉皮层的简单计算

模型^[18]。2D-CNN和3D-CNN通常用于图像和视频处理,而1D神经网络主要用于时间序列数据音频和文本识别。1D-CNN是时间序列识别和预测的完美工具,最近已广泛用于多种领域,如早期诊断、结构健康监测、异常检测和识别^[19]。考虑到本文的数据是振动信号、即为时间序列类型,将使用1D-CNN。在该网络模型中,第*i*层中第*j*特征图的位置*x*处的卷积层(v_{ij}^x)的输出可表示为^[20]:

$$v_{ij}^x = g\left(b_{ij} + \sum_m \sum_{p=0}^{P_i-1} w_{im}^p v_{(i-1)m}^{x-p}\right) \quad (1)$$

其中,*m*表示当前特征图的前一层、即第(*i* - 1)层中的特征图; w_{im}^p 表示第*m*个特征图中位置*p*的权重; P_i 表示光谱维度的内核的宽度; b_{ij} 表示第*i*层中第*j*个特征图的偏差;*g*表示激活函数。

通常,在一个或多个CNN层之后,可以通过池化层降低特征图的分辨率来提供不变性^[21]。每个池化层对应于先前的卷积层,最大池化可以由下式表示:

$$\bar{u}_n = \max_{1 \leq j \leq k} (u_n^j) \quad (2)$$

其中, u_n^j 表示第*n*帧的第*j*个神经元激活值; \bar{u}_n 表示最大池化输出值;*k*表示池化区域宽度。

1.2 长短时神经网络

长短时神经网络(LSTM)是配备有特殊门控机制的递归神经网络,用于控制对存储单元的访问。由于门控机制可以防止网络的其余部分在多个时间步长内修改存储单元的内容,因此LSTM网络比普通递归神经网络保存信号和传播错误的时间要长得多。LSTM由Hochreiter等学者设计^[22],旨在对时间序列及其长距离依赖关系进行建模,使其比传统RNN更加精确。每个LSTM模块由3个门组成,分别是:输入门、遗忘门和输出门。门控机制是一种选择性地让信息通过的方式,由Sigmoid激活函数组成,该函数输出0~1之间的数字,公式如下:

$$\sigma(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (3)$$

值为0时,表示没有任何信息通过;值为1时,表示所有信息都通过了。门结构方程可描述为^[23]:

$$i_t = \sigma(w_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (4)$$

$$f_t = \sigma(w_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (5)$$

$$o_t = \sigma(w_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (6)$$

其中, i_t 表示输入门; f_t 表示遗忘门; o_t 表示输出门; σ 表示Sigmoid激活函数; w_x 表示相应门的权

重; h_{t-1} 表示LSTM模块在时间步长*t* - 1时的输出; x_t 表示当前时间步长的输入; b_x 表示相应门的偏置。

LSTM模块的细胞状态向量 c_t 和输出向量 h_t 可以分别由如下公式进行计算:

$$\tilde{c}_t = \tanh(w_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (7)$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t \quad (8)$$

$$h_t = o_t * \tanh(c_t) \quad (9)$$

其中, \tilde{c}_t 表示细胞状态向量的候选向量,这是研究中确定更新的每个状态向量; \tanh 表示双曲正切激活函数;"*"表示哈达玛乘积。LSTM模块如图1所示。

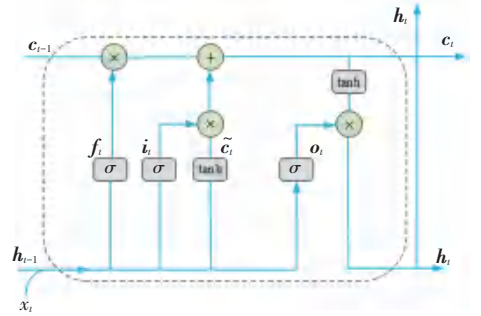


图1 LSTM模块

Fig. 1 LSTM block

CNN-LSTM可以用于许多视觉学习任务,但更多是运用于语音识别和语言文本处理中^[24]。而且在处理大数据或者复杂的时间序列问题时^[25],CNN-LSTM网络模型能够有效提高风电滚动轴承故障预测的准确性^[26]。

为了解释时间序列预测,假定在由*M*行*N*列组成的*M* × *N*网格表示的时间区域上,观察一个动力学系统。在网格中的每个单元格内,都有*P*个测量值,这些测量值都随时间变化,因此特征的数量可以由大小为*P* × *M* × *N*的张量来表示。如果特征被周期性地记录,数据集可以被划分为相等时间长度的样本,因此就可以有一个张量序列 $\hat{X}_1, \hat{X}_2, \hat{X}_3, \dots, \hat{X}_n$ 。时间序列预测问题是在给定先前的第*j*个观测的情况下,通过最大化以下条件概率来预测和观测的最可能的第*k*个序列,具体公式如下^[26]:

$$\hat{Y}_{t+1}, \dots, \hat{Y}_{t+k} = \arg \max_{X_{t+1}, \dots, X_{t+k}} p(X_{t+1}, \dots, X_{t+k} | \hat{X}_{1-j+1}, \hat{X}_{t-j+2}, \dots, \hat{X}_t) \quad (10)$$

1.3 CRNN模型

如1.2节所述,数据记录在时域中,可以归类为时间序列。时间序列具有局部和全局特征,为了使

模型在处理时间序列时更加精确,必须同时考虑这2个特征。邻近的变量(或像素)存在高度相关性。在识别全局特征之前提取和组合局部特征具有优势的原因正是局部相关性^[27]。卷积网络通过将隐层单元感受野限制在局部来提取局部特征。LSTM可以学习2个样本之间的长期依赖关系,所以可以处理全局变量^[28]。因此,这2个网络的结合可以处理上述数据。CNN一般都是具有去噪特性,可以在学习过程中降低噪声的影响。与其相反,LSTM对噪声敏感。并且相比于其他时间预测方法,只需要相对较少步骤的预处理。此外,与其他DNN模型相比,CNN-LSTM模型在防止过拟合方面更为有效^[29]。考虑到上述优点,为寻找在最短间隔内达到最高精度的最佳模型,选择改进的CNN-LSTM模型进行轴承故障预测。如果CNN和LSTM被替换(输入先进入LSTM网络,然后再进入CNN),不仅会因噪声导致结果变差,而且数据先会经过全局处理,局部特征提取效率仍然低下。在时域内收集原始振动数据集或特征。数据结构如图2所示。图2中, $x_i^{(t)}$, $y_i^{(t)}$ 表示时间 t 时轴承的变量, D 表示轴承(测试用例)的数量, T 表示总测试时间。

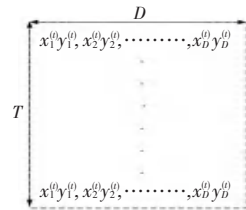


图2 数据集

Fig. 2 Dataset

CRNN网络的输入是等大小的张量,因此,第一步是将数据集分成等长度的样本或时间序列,以便将其馈送给CRNN模型。在下一步中,这些特征被分成训练集、验证集和测试集。模型的参数是通过最小化代价函数(整个训练集的损失函数的平均值)来获得的。CRNN结构如图3所示,本文提出的架构由1D-CNN和LSTM层组成。在第2节中,使用大数据集(IMS轴承数据集)对所提出的网络进行了测试,以找到最优的超参数,实现成本函数的最小化。在整个实验中,使用 84×84 维数的1D-CNN和包含24个神经元的LSTM,获得了可接受的精度。在每个主层之后都有一个Dropout层,Dropout层通过减少神经元之间的相关性来有效地防止过拟合^[30]。Dropout层结构如图4所示。

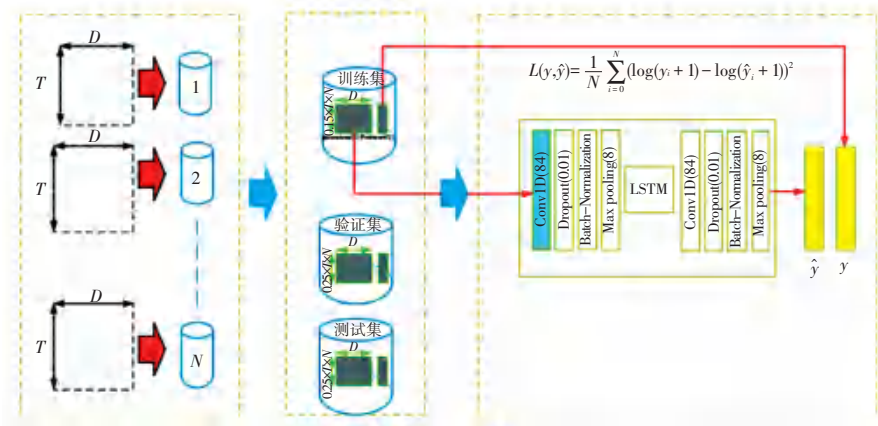


图3 CRNN 结构

Fig. 3 CRNN architecture

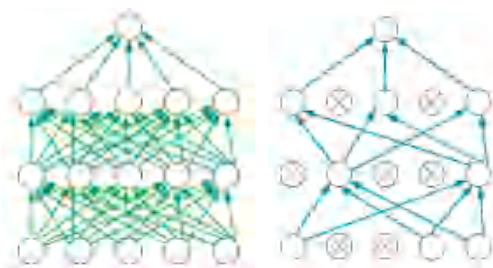


图4 Dropout 层

Fig. 4 Dropout neural net

为了加快和提高网络的稳定性和学习的准确性,还使用了批归一化层^[31]。批处理归一化使网络对不好的权重初始化具有鲁棒性;通过对输入进行归一化和缩放,并对参数进行缩放和移位,减少了协方差偏移,避免了网络不稳定。应用于 mini-batch 激活 x 的公式具体如下^[31]:

$$\text{Input: } mb = \{x_1, \dots, x_m\} \quad (11)$$

$$\text{mean}_{mb} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (12)$$

$$\sigma_{mb}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - mean_{mb})^2 \quad (13)$$

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - mean_{mb}}{\sqrt{\sigma_{mb}^2 + \varepsilon}} \quad (14)$$

$$\text{Output: } y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta = BN_{\gamma, \beta}(x_i) \quad (15)$$

其中,输入是一个大小为 m 的 mini-batch; γ 和 β 表示需要学习的参数; σ_{mb}^2 表示 mini-batch 方差; $\hat{x}_{1, \dots, m}$ 表示归一化值。

最后,全连接层利用 Sigmoid 激活函数。为解决优化问题,使用 Adagrad 方法。此外,损失函数使用均方对数误差 (Mean Squared-Logarithmic-Error, MSLE)。CRNN 网络预测值 \hat{y} , 并使用如下的 MSLE 损失函数测量模型的偏差和精度:

$$L(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (\log(y_i + 1) - \log(\hat{y}_i + 1))^2 \quad (16)$$

2 实验

2.1 IMS 数据集

为了验证该方法的有效性,应用实验数据集对其性能进行了测试,数据集来自自由辛辛那提大学中心提供的智能维护系统^[10]。

轴承试验台装置如图 5 所示。由图 5 可看到,轴上安装了 4 个轴承。轴承型号为 Rexnord ZA-2115。2 个高精度加速度传感器以笛卡尔坐标连接到每个轴承上;因此,在 X 和 Y 方向上测量每个轴承的振动。轴承由交流电机驱动,该电机使用传送带连接到轴上。轴和轴承承受由弹簧机构施加的 2 721.5 kg 径向载荷。轴的转速为 2 000 r/min。采样率设置为 20 kHz 和每隔在单个文件中记录 20 480 个数据点 (在 1 s 内记录)。当轴承旋转时,每隔 5 或 10 min 将记录数据并写入文件。每个测试由 2 156 个文件组成。先前对 IMS 轴承数据集的首次测试所做的工作表明,在测试期间存在 7 种不同的健康状态^[32]:

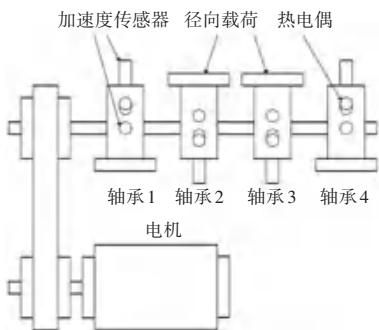


图 5 轴承试验台装置图

Fig. 5 Bearing test bench device diagram

- (1) 早期 (轴承的初始磨合)。
- (2) 正常的。
- (3) 疑似 (健康状况似乎在恶化)。
- (4) 即将失效 (对于轴承 1 和 2, 没有失效, 但容易损坏)。
- (5) 内圈失效 (轴承 3)。
- (6) 滚动元件失效 (轴承 4)。
- (7) 外圈失效 (轴承 3)。

有些状态的振动信号非常接近, 信号处理无法区分, 因此为了降低计算复杂度和提高学习算法的性能, 研究时选择在故障检测和实际情况中最重要的标签, 且是以下状态的基础:

- (1) 正常 (从早期和正常状态获取的数据)。
- (2) 内圈故障。
- (3) 外圈故障。
- (4) 滚动元件故障。

每个状态的样本数量和预测编号见表 1。由表 1 可知, 第一个测试中的数量非常大, 使用这个大数据集作为学习算法的输入会消耗大量时间和内存。因此, 随机为每个类别或健康状态选择 30 个文件。在下一步中, 连接健康状态运行至其他状态的数据, 并标记准备输入到学习算法中。CRNN 网络输入具有等维的张量序列。采样率为 20 kHz, 转速为 2 000 r/min, 因此可以计算出每转有 600 个点。每个样本的大小设置为轮换周期的四分之一, 即 150 行数据。在每一行数据中, 有轴承在 X 和 Y 方向上的振动数据。即:

表 1 每个状态的样本数量和预测编号

Table 1 Number of samples and prediction number for each state

状态	样本数量	预测标签
正常	4 096	0
内圈故障	4 096	1
外圈故障	4 096	2
滚动元件故障	4 096	3

- (1) X_1, Y_1 : 通过连接在第一个轴承上的加速度传感器测量。
- (2) X_2, Y_2 : 通过连接在第二轴承上的加速度传感器测量。
- (3) X_3, Y_3 : 通过连接在第三个轴承上的加速度传感器测量。
- (4) X_4, Y_4 : 通过连接在第四个轴承上的加速度传感器测量。

每个类别的样本数量可以在表 1 中观察到。4

种状态的振幅/时间图如图 6 所示。可以观察到,每个状态都有一个特定的振动信号特征,组合后信号

如图 7 所示。

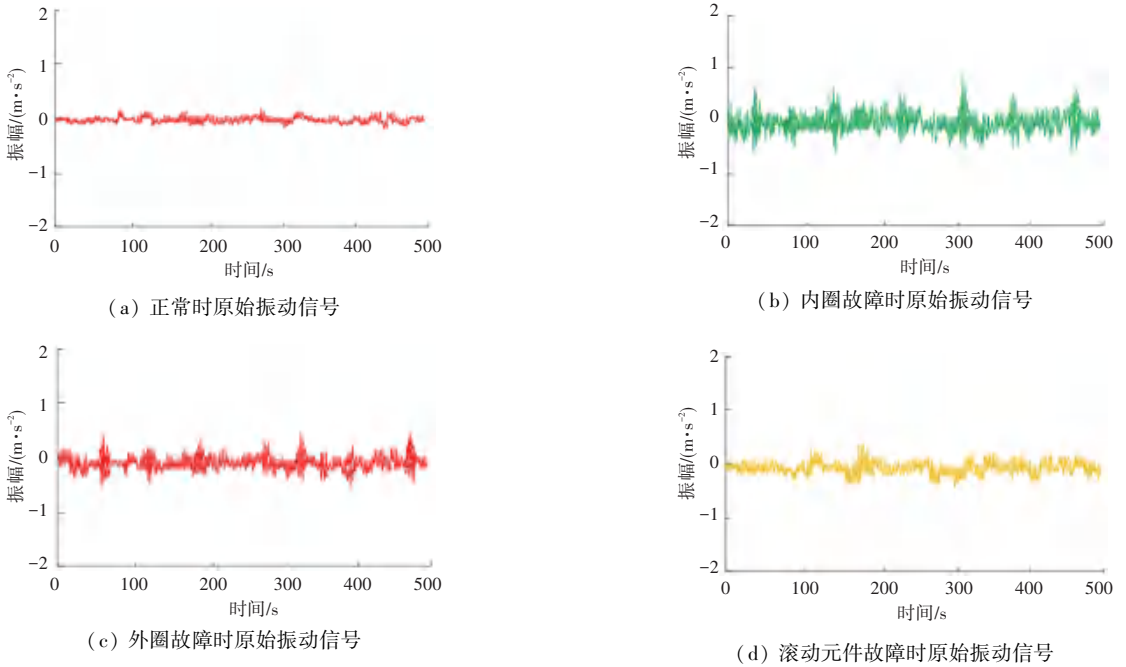


图 6 4 种状态的振幅/时间图

Fig. 6 Amplitude/Time chart for four states

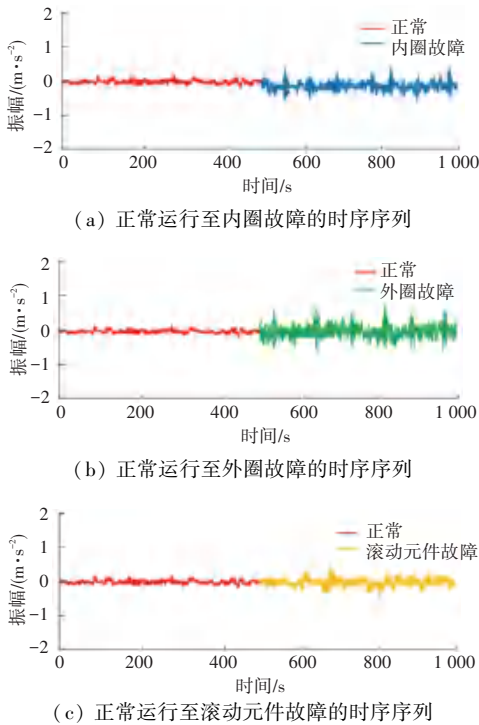


图 7 组合后振动信号

Fig. 7 Vibration signal after combination

2.2 实验分析

接下来,将数据分成训练集、验证集和测试集。要利用有状态 LSTM 网络,应该以一种方式执行分割和批处理大小选择,使得训练集和测试集的样本

数为整数,可被批量大小整除。所有 4 个类的样本数量为 16 384。因此,研究使用 25%数据作为训练集,75%作为测试集,最佳批大小为 64。为了选择最适合本文模型的结构,文中对不同超参数的网络进行了实验。所有完成的测试的 epoch 数设置为 50,目标是在尽可能短的时间内达到最高的训练精度。表 2~表 4 是为寻获本文提出模型的最佳超参数所做实验中的一部分。

表 2 模型最佳超参数选择

Table 2 Selecting the optimum hyper-parameters for the model

测试组	卷积滤波器	卷积核尺寸	LSTM 神经元	训练精度	测试精度	计算时间
1	16	4	24	0.928	0.908	59
2	16	8	24	0.958	0.925	90
3	32	8	12	0.972	0.913	74
4	32	8	24	0.977	0.929	92
5	32	8	36	0.973	0.922	100
6	32	32	24	0.998	0.951	149
7	64	32	12	0.999	0.950	244
8	64	32	24	0.997	0.952	269
9	64	64	24	0.999	0.964	484
10	84	64	24	0.999	0.959	334
11	84	84	12	1.000	0.961	538
12	84	84	24	1.000	0.971	419
13	96	96	24	0.999	0.966	680
14	128	84	24	1.000	0.963	661

表 3 附加层对精度的影响

Table 3 Effect of additional layers on the accuracy

测试组	卷积滤波器	卷积核尺寸	LSTM 神经元	训练精度	测试精度	计算时间
1	32/16	8/4	24	0.973	0.924	101
2	32/16	8/4	24/12	0.981	0.917	98
3	64	32	24/12	0.998	0.952	538
4	84	84	24/12	0.999	0.967	500
5	84/16	84/4	24	0.998	0.961	536

表 4 其余超参数对精度的影响

Table 4 Evaluating the rest of hyper-parameters on accuracy

测试组	卷积滤波器	卷积核尺寸	LSTM 神经元	训练精度	测试精度	计算时间
18	84	84	24	0.999	0.956	601
19	84	84	24	0.999	0.945	597
20	84	84	24	1.000	0.956	507
21	84	84	24	0.999	0.966	626
22	84	84	24	1.000	0.964	539

在表 2 中可以发现测试组 12 号在测试中取得了最好的效果。正如推断可知,增加核大小会导致输入的更广义快照^[33]。可以推知,将 Conv1D 超参数增加到一定程度后,模型的精度显著提高。从那时起,增强的作用就不同了。测试组 13 和 14 揭示了增加滤波器的数量或内核的大小,Conv1D 层不仅降低了测试精度,而且大大增加了计算时间。LSTM 神经元的最佳值在测试组 4 中得到。在本次测试中,将 LSTM 神经元数目修改为 24 个,精度明显提高。测试组 5 表示 LSTM 神经元的进一步增强并不能提高网络的性能。

在表 3 中,第一组由 16 个和 32 个核组成,核的大小分别为 8 和 4。与测试组 4 号试验结果比较,在表 2 中增加层数对精度有负面影响。在最优网络中添加额外的层(测试号:表 2 中的测试组 12)。比较表 3 中测试组 4、5 号和在表 2 中测试组 12 号准确性,附加层的负面影响是明显的。最后,在表 4 中列出了其余的超参数(激活函数、损失函数等)对最优超参数进行评估。

在众多实验中(只有一部分在表 2~4 中进行展示),本文提出的模型的最可接受的超参数确定在表 2 测试组 12。其中包含一个由 84 个滤波器组成的 Conv1D 层,内核大小为 84,再加上一个 LSTM 层包含 24 个神经元。对于 Conv1D 和全连接层,最佳的激活函数分别是 ELU 和 Sigmoid,最佳的损失和优化函数分别是 MSLE 和 Adagrad。最佳训练精度和测试精度分别为 1.000 和 0.971 3,测试计算时间为 419 s。优化结构示意图 4。

最优结果在 IMS 数据集上的训练和测试精度/损失图如图 8 所示。

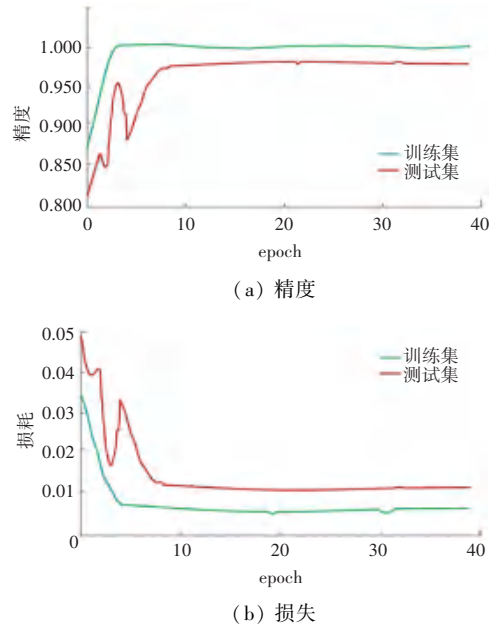


图 8 训练和测试精度/损失

Fig. 8 Diagrams of train/test accuracy and loss

分析图 8 可知,对于 CRNN 模型来说,这 2 个类的信号图的数据趋势非常接近。但是,考虑到研究中没有使用任何数据预处理、数据选择或操作,因此该测试在健康状态与故障状态预测中的模型性能是可以接受的。

用网络绘制步长为 200 的一段预测数据和真实数据之间的对比,如图 9 所示,并对比每个时间点 RMSE。可以观察到预测的数据与真实的数据相差很

小。每个时间步里, $RMSE$ 的值均小于 0.06, 平均值为 0.023 476。以此证明网络对故障预测的精确性。

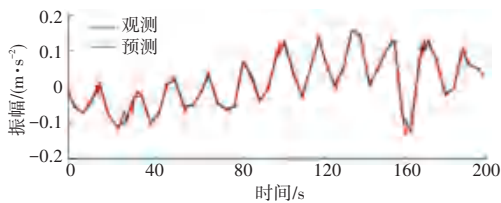


图9 CRNN 模型预测结果

Fig. 9 Prediction of CRNN model

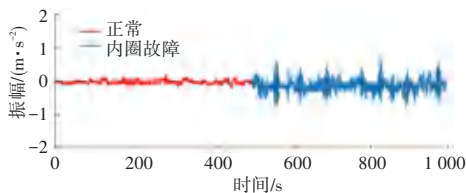
比较 CRNN 与其他模型预测数据的精度, 结果见表 5, CRNN 可以取得比其他算法更高的精度, 并且不需要对输入数据做任何额外的处理。

表5 预测模型比较

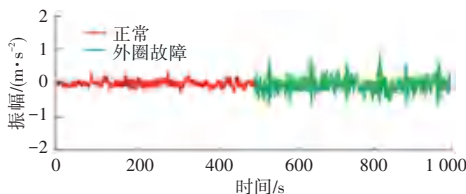
Table 5 Comparison of prediction model

类别	数据预处理	IMS 测试精度/%
KNN	HOC 和 WT	-
SVM	WPT	62.5
集成 SVM	WPT	-
SVM	局部线性嵌入	-
DNN	-	94.9
1D-CNN	滤波抽取归一化	93.9
CRNN	-	97.8

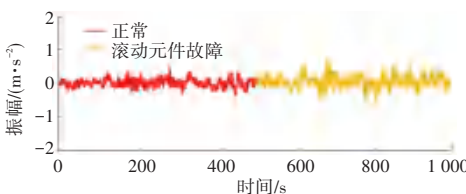
输入一段时间序列, CRNN 可预测出接下来运行的时间序列。将预测的序列进行可视化, CRNN 对时间序列预测结果如图 10 所示。由图 10 可知, CRNN 可以实现对轴承未来运行状态的预测。



(a) 内圈故障



(b) 外圈故障



(c) 滚动元件故障

图10 CRNN 对时间序列预测结果

Fig. 10 Time series prediction results of CRNN

3 结束语

本文主要研究 CRNN 对轴承故障的预测, 该模型以原始的时域特征作为输入, 这些特征对时间序列的模量进行重构。利用端到端特征提取模型, 对原始轴承振动数据进行了有效的自动训练。首先, 详述了 CNN-LSTM 模型和所提出的 CRNN 网络架构; 然后, 探讨了本文提出的 CRNN 架构的测试平台并进行了仿真试验, 以及与其他智能故障预测方法进行比较。最终试验结果表明了本文提出的方法可以在相对较短的时间内, 考虑到大数据集, 准确地预测出故障, 因此能够为后续研究中风力发电系统故障的快速诊断提供相应的保障。

参考文献

- [1] BONNETT A H, YUNG C. Increased efficiency versus increased reliability[J]. IEEE Industry Applications Magazine, 2008, 14(1):29-36.
- [2] 康守强, 叶立强, 王玉静, 等. 基于数学形态学和 fOA-SVR 的滚动轴承可靠度预测方法[J]. 机械工程学报, 2017, 53(8):201-208.
- [3] 肖文荣, 陈法法, 陈保家. 基于深度支持证据统计的轴承运行可靠性评估[J]. 振动与冲击, 2022, 41(5):60-66.
- [4] MAO Wentao, FENG Wushui, LIANG Xihui. A novel deep output kernel learning method for bearing fault structural diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 117:293-318.
- [5] LESSMEIER C, KIMOTHO J K, ZIMMER D, et al. Condition monitoring of bearing damage in electromechanical drive systems by using motor current signals of electric motors: A benchmark data set for data-driven classification[C]// European Conference of the Prognostics and Health Management Society. Piscataway, NJ:IEEE, 2016:5-8.
- [6] GONCALVES M, CREPPE R C, MARQUES E G, et al. Diagnosis of bearing faults in induction motors by vibration signals: Comparison of multiple signal processing approaches[C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Piscataway, NJ:IEEE, 2015:488-493.
- [7] ZHOU Wei, HABETLER T G, HARLEY R G. Bearing fault detection via stator current noise cancellation and statistical control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(12):4260-4269.
- [8] SCHOEN R R, HABETLER T G, KAMRAN F, et al. Motor bearing damage detection using stator current monitoring[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1995, 31(4):1274-1279.
- [9] EREN L, DEVANEY M J. Bearing damage detection via wavelet packet decomposition of the stator current[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2004, 53(2):431-436.
- [10] SAMANTA B, NATARAJ C. Use of particle swarm optimization for machinery fault detection[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2009, 22(2):308-316.
- [11] YAQUB M F, GONDAL I, KAMMRUZZAMAN J. Inchoate

- fault detection Framework; Adaptive selection of wavelet nodes and cumulant orders[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2012, 61(3):685-695.
- [12] HU Qiao, HE Zhengjia, ZHANG Zhousuo, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on improved wavelet package transform and SVMs ensemble[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2007, 21(2):688-705.
- [13] ZHANG Ran, PENG Zhen, WU Lifeng, et al. Fault Diagnosis from raw sensor data using deep neural networks considering temporal coherence[J]. *Sensors*, 2017, 17(3):549.
- [14] EREN L, TURKER I, SERKAN K. A Generic intelligent bearing fault diagnosis system using compact adaptive 1D CNN classifier [J]. *Journal of Signal Processing Systems*, 2018,91:179-189.
- [15] PAN H, HE X, TANG S, et al. An Improved bearing fault diagnosis method using one-dimensional CNN and LSTM[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 64(8): 443-452.
- [16] LIANG Mingxuan, CAO Pei, TANG J. Rolling bearing fault diagnosis based on feature fusion with parallel convolutional neural network[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020,112:819-831.
- [17] GOUSSEAU W, ANTONI J, GIRARDIN F, et al. Analysis of the rolling element bearing data set of the center for intelligent maintenance systems of the university of Cincinnati [EB/OL]. [2018-02-22]. [https:// hal. science/hal-01715193v1](https://hal.science/hal-01715193v1).
- [18] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communications of the ACM*, 2017,60(6):84-90.
- [19] KIRANYAZ S, AVCI O, ABDELJABER O, et al. 1D convolutional neural networks and applications; A survey [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 151: 107398.
- [20] CHEN Y, JIANG H, LI C, et al. Deep feature extraction and classification of hyperspectral images based on convolutional neural networks [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2016, 54(10):6232-6251.
- [21] ZUO Zhen, SHUAI Bing, WANG Gang, et al. Learning contextual dependencies with convolutional hierarchical recurrent neural networks [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016,25(7): 2983-2996.
- [22] TSIRONI E, BARROS P, WEBER C, et al. An analysis of convolutional long short-term memory recurrent neural networks for gesture recognition[J]. *Neurocomputing*, 2017, 268:76-86.
- [23] MIAO Yajie, LI Jinyu, WANG Yongqiang, et al. Simplifying long short-term memory acoustic models for fast training and decoding [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics*. Piscataway, NJ:IEEE, 2016:2284-2288.
- [24] BILGERA C, YAMAMOTO A, SAWANO M, et al. Application of convolutional long short-term memory neural networks to signals collected from a sensor network for autonomous gas source localization in outdoor environments[J]. *Sensors*, 2018, 18(12): 4484.
- [25] YAO Huaxiu, WU Fei, KE Jintao, et al. Deep multi-view spatial-temporal network for Taxi demand prediction [C]//*Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Palo Alto, USA:AAAI, 2018:1-9.
- [26] HUANG C J, KUO P H. A deep CNN-LSTM model for Particulate Matter (PM2.5) forecasting in smart cities [J]. *Sensors*, 2018, 18(7):2220.
- [27] LECUN Y, BENGIO Y. Convolutional networks for images, speech, and time-series[J]. *Handbook of Brain Theory & Neural Networks*, 1995,3361(10):1995.
- [28] ZHANG Xiaobin, CHEN Fucui, HUANG Ruiyang. A combination of RNN and CNN for attention-based relation classification[J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 131:911-917.
- [29] SAINATH T N, VINYALS O, SENIOR A, et al. Convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks [C]//*Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Piscataway, NJ:IEEE, 2015:4580-4584.
- [30] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1):1929-1958.
- [31] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [J]. *arXiv preprint arXiv,1502.03167v3*, 2015.
- [32] QIU Hai, LEE J, LIN Jing, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics[J]. *Journal of Sound & Vibration*, 2006, 289(4-5):1066-1090.
- [33] CLAESSENS B J, VRANCX P, RUELENS F. Convolutional neural networks for automatic state-time feature extraction in reinforcement learning applied to residential load control [J]. *arXiv preprint arXiv,1604.08382v2*,2016.