

# 基于长短期记忆网络的动车组轴箱轴承故障 诊断预测模型研究\*

刘冠男 常振臣 高明亮\*\* 赵明 高珊

(中车长春轨道客车股份有限公司国家轨道客车工程研究中心, 130062, 长春//第一作者, 正高级工程师)

**摘要** 动车组轴箱轴承是动车组转向架的关键部件,其运行品质直接影响动车组的运营安全。以深度学习算法为基础,利用轴承振动信号时间序列的特点和 LSTM(长短期记忆网络)擅长处理时间序列的优势,通过构建 LSTM 模型对轴承的故障状态进行识别,开发了基于深度学习的轴承故障诊断预测软件,实现了轴承故障早期的分类与诊断。模型的仿真和试验表明,该诊断模型能有效地提高故障诊断的辨识精度,模型拟合优度可达到 90%,辨识准确率最高可达到 98%。

**关键词** 动车组;轴箱轴承;故障诊断预测模型;长短期记忆网络

**中图分类号** U266.2; U270.331<sup>+2</sup>

**DOI:**10.16037/j.1007-869x.2022.02.022

## Fault Diagnosis Model for EMU Bogie Bearing Based on LSTM

LIU Guannan, CHANG Zhenchen, GAO Mingliang, ZHAO Ming, GAO Shan

**Abstract** Bogie axle box bearing is a key component of EMU bogie, its operation quality directly affects the EMU operation safety. Based on deep learning algorithm, the characteristics of bearing vibration signal time series and the advantages of LSTM (long-short term memory) in dealing with time series are used, to identify the fault state of bearing by way of constructing an LSTM model. Then, a prediction software based on deep learning is developed, so as to realize the early classification and diagnosis of bearing faults. The simulation and test results show that the diagnostic model can effectively improve the identification accuracy of fault diagnosis, the goodness of model fitting and the identification accuracy rate could reach 90% and 98% respectively.

**Key words** EMU; bogie axle box bearing; fault diagnosis model; LSTM

**Author's address** National Engineering Research Center of Railway Vehicles, CRRC Changchun Railway Vehicles Co., Ltd., 130062, Changchun, China

据统计,动车组转向架故障中,由轴箱轴承失效导致的故障占到了 45% ~ 55%<sup>[1-4]</sup>。因此,动车组轴箱轴承早期故障诊断预测显得尤为重要。传统的轴承故障诊断方法主要是通过信号处理技术,经滤波解构,将能够反映设备运行状态的目标信号从含有众多噪声的原始信号中提取出来,然后通过建立近似的物理模型再加以相应的数值计算,将目标信号进一步分析和还原,以精准地确定故障状态及故障点位。该方法在数据不多、情况不复杂、环境较好、误差不大的条件下的试验结果尚能达到预期,但由于转向架轴箱轴承数据所呈现的特性,这种传统的、依靠信号分析技术解构信号、依靠数据分析提取特征的故障诊断方法的缺点也逐渐被扩大。随着计算机计算能力的增强,神经网络、深度学习算法开始为大众所知。与传统的故障诊断算法不同,新兴的深度学习故障诊断算法拥有极强的特征提取能力,善于提取数据内部隐含的特征并且不依赖于人工的力量<sup>[5]</sup>,可以实现算法的自主学习。

动车组的故障诊断预测模型是通过系统传感器的检测数据来构建的,该过程是一个时序高维问题<sup>[6-9]</sup>。并且转向架轴箱轴承数据呈现出异构性、海量性、多样性等特点,对故障诊断技术的鲁棒性、实时性、泛化能力等提出了新的要求<sup>[7]</sup>。本文以深度学习理论为基础,以转向架轴箱轴承为研究对象,结合轴承故障诊断等相关理论,将深度学习理

\* 中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划课题(P2009J001)

\*\* 通信作者

论应用于轴承故障诊断领域的尝试和探索。通过 LSTM(长短期记忆网络)构建故障诊断分类模型,自主获取不同工况下轴承振动信号的特征,最终达到可以准确地识别各类轴承故障的目的。LSTM 深度学习理论与故障诊断在实际的生产和生活中相结合,不仅可以推动算法理论进一步的完善,更能够精准地预测轴承的运行状态及故障情况,实现对转向架轴箱轴承的预防性维护<sup>[10-12]</sup>。

## 1 LSTM 的深度学习

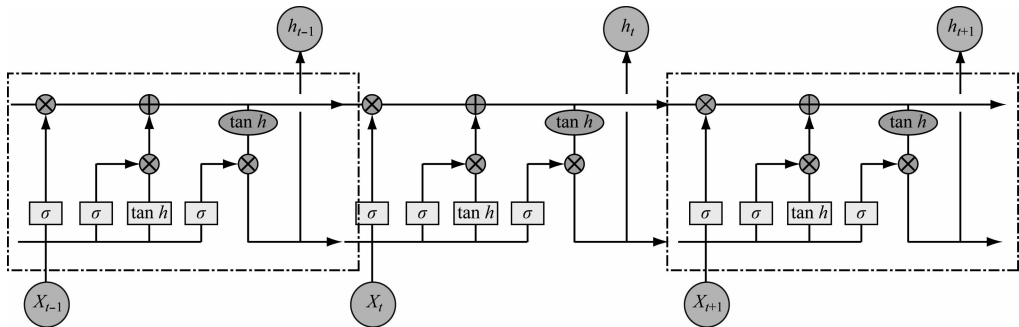
LSTM 专门设计用于精确地模拟时间序列及其长期依赖性,且其反馈回路架构比其他神经网络在模式识别上更胜一筹。与其他 RNN(递归神经网络)架构相比,LSTM 可以解决传统的 RNN 中存在的梯度消失和梯度爆炸等问题,拥有比传统 RNN 更好的长短期记忆性能。LSTM 与其他神经网络的主要不同之处在于 LSTM 基本单元的内部设计及 LSTM 架构的变化。LSTM 具有学习长期依赖性的

能力和优秀的模型结构,因此更适用于基于时序序列诊断预测的轴箱轴承分类问题。

### 1.1 LSTM 结构

长短期记忆体的结构由具有自重为 1.0 的自连接的线性单元组成。保留流入此自循环单元的值(正向传播)或梯度(反向传播),并随后在所需的时间步长中进行检索。通过时间步长使得上一个时间步的输出或误差与下一个时间步的输出或误差相同。该自循环单元,即存储单元,能够存储过去几十个时间步的信息,这对于多任务学习而言非常强大。例如,针对轴承振动数据,LSTM 单元可以存储前一时间段中包含的信息,并将此信息应用于当前阶段的诊断。

如图 1 所示的 LSTM 结构可见,每个 LSTM 块都具有 4 个神经网络层,且该 4 个神经网络层会以特殊的方式相互作用,使 LSTM 完成一系列的记忆、遗忘等动作。



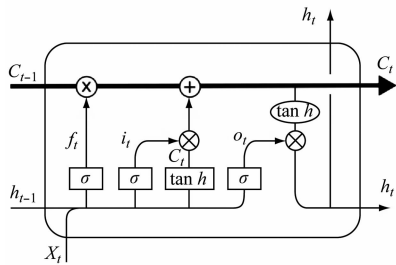
注: $x_t$  为  $t$  时刻状态下数据的输入; $h_t$  为  $t$  时刻接收到的上一个节点的输入; $\sigma$  为当前节点状态下的权重值; $\tan h$  为激活函数;“+”为数据矩阵相加,“ $\times$ ”为数据矩阵相乘。

图 1 LSTM 结构图

Fig. 1 Diagram of LSTM network structure

LSTM 结构的关键就在于其单元状态(见图 2 中的黑色加粗线条)。该单元状态顺着整个 LSTM 链条从头运行至尾,期间与其他信息交互很少,其上所运载的信息可以在长时间内保持不变,这就是 LSTM 可以学习长期依赖性的原因。

LSTM 通过一种名为“门”的结构来实现信息的记忆(增加)和遗忘(删除)。在某些情况下,需要利用更新的、更相关的信息代替存储单元或单元状态中的信息,因而希望丢弃旧的、过时的信息。同时,不希望通过将不必要的信息发布到网络中来混淆其他的循环网络。为了解决此问题,LSTM 单元具有一个遗忘门,遗忘门会删除自循环单元中的信



注: $C_t$  为  $t$  时刻状态下数据的输入; $f_t$  为  $t$  时刻输入门的输出; $i_t$  为  $t$  时刻遗忘门的输出; $o_t$  为  $t$  时刻输出门的输出。

图 2 LSTM 结构细节图

Fig. 2 Details of LSTM structure

息,从而为新的存储器腾出空间。该做法不会将信息发布到网络中,从而避免了可能的混乱。遗忘门通过将存储单元的值乘以 0(全部删除)和 1(保留所有内容)之间的数字来完成此操作,具体值由上一个时间步的当前输入和 LSTM 单位输出确定。

在其他时间内,存储单元包含需要保留许多时间步长的值。为此,LSTM 模型添加了另一个门,即输入门或写门,可将其关闭,以便没有新的信息流入存储单元。这样,存储单元中的数据将得到保护,直到需要它为止。

输出门通过将存储单元的输出乘以 0(无输出)和 1(保留输出)之间的数字来操纵存储单元的输出。

双向 LSTM 通过允许未来数据为时间序列中的历史数据提供信息,可以提高 LSTM 网络的性能。与简单的前馈网络相比,这类 LSTM 网络可以更好地解决复杂的序列学习或机器学习问题。

## 1.2 LSTM 原理

LSTM 原理如下:

第 1 步,在 LSTM 中确定需要从单元中遗忘的信息,这个动作由“遗忘门”完成。“遗忘门”以  $h_{t-1}$  和  $x_t$  为输入;在  $C_{t-1}$  单元中输出 1 个  $[0,1]$  范围内的数,其中 1 代表完全保留,0 代表完全遗忘。

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

式中:

$W_f$ —— $t$  时刻输入门的权重值;

$\sigma$ ——LSTM 的传递函数;

$b_f$ ——遗忘门的阈值。

第 2 步,LSTM 需要确定记忆(存储)的信息。这个动作由两部分组成:先将  $h_{t-1}$  和  $x_t$  输入至名为“输入门”的神经网络层,由该神经网络层确定存储到 LSTM 内的值;然后创建 1 个候选向量,该候选向量由  $\tan h$  层创建,用于加入状态机中。

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$C_{t,s} = \tan h(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

式中:

$i_t$ —— $t$  时刻记忆门的输出;

$C_{t,s}$ —— $t-1$  时刻的输入与  $t$  时刻的输入叠加的输出;

$W_i$ ——LSTM 的权重值;

$b_i$ —— $i$  时刻记忆门的阈值;

$W_c$ —— $i$  时刻记忆门的权重值;

$b_c$ —— $i$  时刻输出门的权重值。

第 3 步,采用更新的、更进步的、更相关的单元状态  $C_t$  去替换旧的、落后的、不相关的单元状态  $C_{t-1}$ 。将旧的状态乘以  $f_t$ ,通过该动作,可以遗忘 LSTM 在第 1 步中决定所舍弃的或许是过时的或错误的信息;接着在此基础上加上  $i_t C_{t,s}$ ,其中,  $i_t C_{t,s}$  是新的候选值。根据操作者决定更新每个状态的程度进行变化。

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t C_{t,s} \quad (4)$$

最后,决定 LSTM 要输出的内容。单元状态决定了其输出值的类型,但并非单元状态中的所有信息都是要输出的。因此,需要利用 Sigmoid 神经网络层来决定单元状态的去和留。将经过压缩处理的单元状态与 Sigmoid 层的输出相乘,从而得到最终值。

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \tan h(C_t) \quad (6)$$

式中:

$W_o$ —— $t$  时刻输出门的输出权重值;

$b_o$ —— $t$  时刻输出门的输出阈值;

$o_t$ —— $t$  时刻输出门的输出值;

$b_i$ —— $t$  时刻输出门的输出权重值。

## 2 基于 LSTM 模型的轴箱轴承故障诊断方法

### 2.1 轴承故障试验数据集预处理

#### 2.1.1 数据集 1 预处理

本文选取的 2 个数据集均来源于网络开源数据集。数据集 1 中轴承故障检测训练赛所利用的数据(以下简为“竞赛数据集”),共有训练集和测试集 2 个文件。其中,训练集中的数据一共有 792 行、6 002 列;第 1 列是数据编号,第 2 列到第 6 001 列是轴承的振动数据,最后 1 列代表了对应这一行数据的轴承的故障类型。除正常状态外,轴承故障类型一共有 9 种,因此轴承共有 10 种状态,如表 1 所示。

轴承故障数据共 528 行、6 001 列。前 6 001 列故障数据与训练集中前 6 001 列故障数据的含义相同,在结构上仅缺少最后 1 列标签列。利用该数据集集中的数据作为神经网络的训练数据集,并在轴承的简易故障检测系统运行时,通过已训练好的模型预测样本集中的数据,并将结果加以展示。

表 1 竞赛数据集的轴承故障标签表

轴承直径	轴承在正常或不同故障类型下的故障点数量/个			
	外圈故障	内圈故障	滚珠故障	正常
直径 1	1	2	3	0
直径 2	4	5	6	0
直径 3	7	8	9	0

数据输入预处理过程如下:先将故障源文件中的数据读取到模型数据结构中;再将全部数据按第 1 列到 6 001 列及第 1 列到第 6 002 列,分为振动信号数据( $X$ )和标签数据( $Y$ );为了保证模型在训练时的准确度和损失值在正常范围内,将振动信号数据和标签数据分别归一化;按训练集与测试集为 7:3 的比例,将全部数据分为训练集和测试集。

2.1.2 数据集 2 预处理

数据集 2 是动车组轴承实验室所提供的数据(以下简为“动车组数据集”)。该数据集包含了轴箱轴承在多达数十种工况下的数据。根据轴承数据,振动数据的采样频率为 25 600 Hz,温度数据的采样频率为 1 Hz。本文中该数据集的采集频率取 48 kHz,则该工况下的轴承转速为 1 797 r/min,驱动端轴承故障数据共有 9 种故障和 1 种正常状况。9 种故障状况分别为 3 种不同损伤直径下的内圈故障、外圈故障和滚动体故障。其中,外圈故障的故障点均在 6 点钟方向。动车组数据集如表 2 所示。

表 2 动车组数据集  
Tab. 2 Data set of EMU

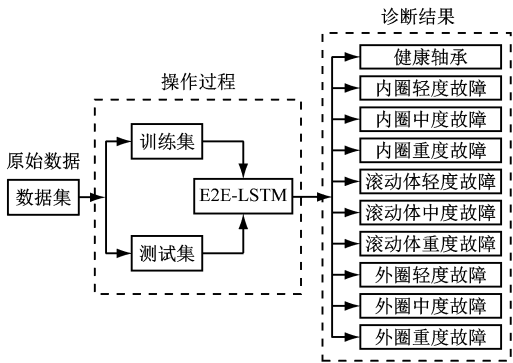
序号	正常/故障类型	转速/ (r/min)	振动台 频率/Hz	静载/ N	时长/ min
1	保持架故障	1 000	10	11 760	120
2	保持架故障	1 200	10	11 760	120
3	外圈故障	1 000	10	11 760	120
4	外圈故障	1 200	10	11 760	120
5	正常(注脂 2 次)	1 000	10	11 760	120
6	正常(注脂 2 次)	1 200	10	11 760	120
7	正常(注脂 4 次)	1 000	10	11 760	120
8	正常(注脂 4 次)	1 200	10	11 760	120

数据输入预处理过程如下:利用深度学习预处理文件中的函数,将动车组数据集中的数据整理为 1 000 组长度均为 6 000 的振动信号,并对每组数据赋予相应的标签,再按一定比例分为训练集、验证

集和测试集。

### 2.2 基于 LSTM 模型的轴承故障诊断预测流程

LSTM 处理序列数据的神经网络具有巨大优势,可直接将振动时域信号作为模型网络的输入层。基于 LSTM 模型的轴承故障诊断预测流程如图 3 所示。



注:E2E 为端到端。

图 3 基于 LSTM 模型的轴承故障诊断预测流程框图  
Fig. 3 Flow chart of bearing fault diagnosis prediction based on LSTM model

基于 LSTM 模型的轴承故障诊断流程如下:

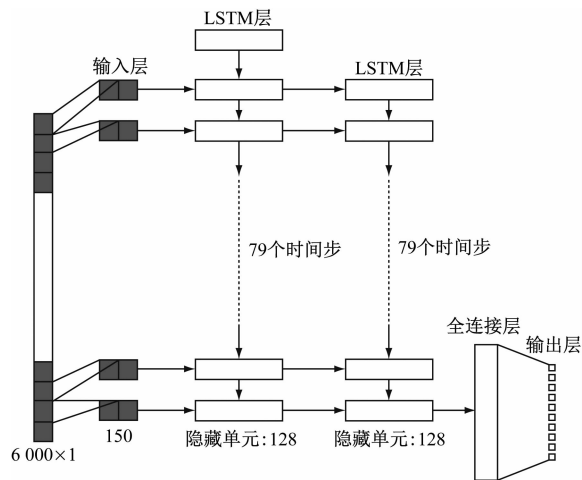
- 1) 数据预处理。将全部数据按一定比例划分为训练集和测试集,利用训练集中的数据对模型进行训练,修改数据输入格式,对原始数据进行截断、重新组合,使其适配模型。
- 2) 特征提取。将预处理后的振动时域数据作为 LSTM 网络的输入,进行特征学习,并确定基于振动数据的 LSTM 迭代次数、隐藏层层数及其他参数。

3) 故障诊断。将训练好的 LSTM 网络的输出层连接在一起形成全连接层,最后采用 Softmax 分类器对振动信号进行分类,实现故障诊断。

4) 保存模型。将模型保存至指定路径,后续供系统进行调用。

### 2.3 试验验证

为发挥 LSTM 善于处理时序序列问题的优势,以及解决数据长度对于 LSTM 模型而言计算复杂的问题,本文将振动数据按照批次分步输入 LSTM 模型进行训练。利用宽度固定的滑动窗口,窗口长度为 150,每次截取 150 个数,重叠率为 50%,即每次截取的数据与上次截取的数据有 50% 是相同的。以此计算,将 1 组数据中 6 000 个数分为 79 步输入至 LSTM 模型中。构建的 LSTM 结构如图 4 所示。



注:  $6\,000 \times 1$  代表输入数据的维度; 150 代表输入层数。

图 4 LSTM 结构图

Fig. 4 Diagram of LSTM network structure

按照已设定的输入格式,确定 LSTM 模型的结构。本文所构建的 LSTM 模型由 LSTM 层、全连接层和输出层组成。其中,第 1 层的 LSTM 层的数据输入格式设置为 (79, 150), 即该层含有 79 个时间步,每次输入数据长度为 150; LSTM 层中的神经元数设置为 128; 输出层根据不同问题设置不同数值,该问题中的分类数为 10, 因此输出层中的变量设置为 10。

设置好 LSTM 模型的结构之后,设置训练参数。训练参数包括轮次、批次和迭代次数。迭代即为利用指定数量的数据完成一次正向传播及反向传播,并更新模型参数的过程; 批次即为完成一次迭代利用数据的组数; 轮次即为训练集中的数据全部完成一次正向传播和反向传播。试验结果表明,轮次的设置要尽量大,使得训练集及测试集或者验证集中数据的准确率和损失函数的曲线达到相对平稳。批次的设定要根据算法的实际运行情况进行调整,若批次取值较小,则每一轮训练迭代次数较多,导致计算速度慢,但参数的调整快; 若批次取值较大,则每一轮的迭代次数较少,导致计算速度快,网络的梯度亦更加准确。通过反复测试,最终确定批次设置为 64, 轮次设置为 200。

本文首先利用竞赛数据集进行模型的训练,将竞赛数据集分为训练集和测试集。在每轮训练完成之后,利用测试集中的数据作为验证集对模型进行验证。该步骤的目的是为了防止模型的过拟合,通过模型在测试集上的准确率和损失函数进行判断,从而再去调整模型的参数,以达到最好的效果。

LSTM 利用经过竞赛数据集训练 200 轮的结果如图 5 所示。从图 5 可以看出,在训练进入大约 20 轮之后,模型在训练集上的准确率和损失函数就已经达到一个稳定的状态,且准确率达到了 100%, 损失函数也趋近于 0; 在训练进入约 120 轮之后,模型在测试集上的准确率和损失函数也不再改变,准确率达到 0.980 左右,损失函数则在 0.077 左右。

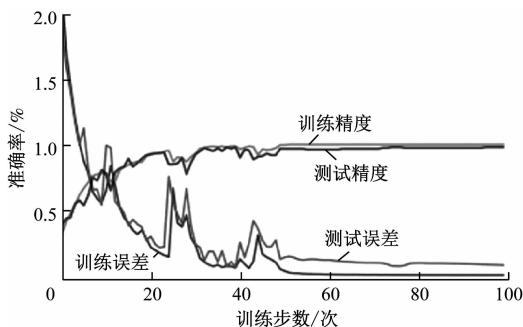


图 5 竞赛数据集 LSTM 训练损失值及准确率

Fig. 5 LSTM training loss value and accuracy rate of the competition data set

本文利用动车组对该模型进行训练,模型结构参数及训练参数的设置需要进行一定的修正,以使模型更好地契合第 2 个模型数据集。经过反复测试最终确定将输入数据格式修改为 39 个时间步,每次数据输入长度为 300; 将批次修改为 256, 将 Epoch 设置为 200, 同时增加 1 层神经元为 128 个的 LSTM 层。修正后模型的训练结果如图 6 所示。由图 6 可知,训练接近 60 次时,模型在训练集和验证集上的准确率和损失函数就已经几乎保持不变,验证集的准确率稳定在 0.997。通过模型评价函数,采用已完成训练的模型对测试集进行评价,其准确率为 0.875。

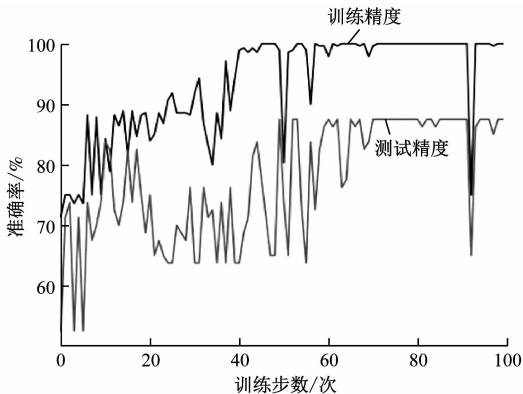


图 6 动车组数据集 LSTM 训练准确率

Fig. 6 LSTM training accuracy rate of EMU data set

### 3 结语

本文充分利用动车组轴承振动信号时间序列的特点,以及 LSTM 擅长处理时间序列的优势,构建 LSTM 模型对轴承的故障状态进行识别,并采用 LSTM 算法对转向架轴箱轴承进行故障诊断。模型的仿真和试验表明,该诊断模型能有效地提高故障诊断的辨识精度,模型拟合优度达到 99%,辨识正确率最高达到 87%。该研究成果可有效提升动车组轴承运用、维修及管理水平,具有良好的应用前景。

### 参考文献

- [1] 周济. 智能制造是“中国制造 2025”主攻方向[J]. 企业观察家, 2019(11): 54.  
ZHOU Ji. Intelligent Manufacturing—Main Direction of “Made in China 2025” [J]. Enterprise Observer, 2019(11): 54.
- [2] 王国彪,何正嘉,陈雪峰. 机械故障诊断基础研究“何去何从”[J]. 机械工程学报, 2013(1): 63.  
WANG Guobiao, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng. Basic research on machinery fault diagnosis—What is the prescription[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013(1): 63.
- [3] 钟群鹏,张峥,有移亮. 我国安全生产(含安全制造)的科学发展若干问题[J]. 机械工程学报, 2007(1): 7.  
ZHONG Qunpeng, ZHANG Zheng, YOU Yiliang. Several issues of scientific development of safety production (including safety manufacturing) in China[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2007(1): 7.
- [4] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing tech-

(上接第 85 页)

接位置为平焊(F)或横焊(H),焊接接头类型为坡口焊缝(CJP/PJP)或角焊缝,坡口角度不小于 45°。

### 参考文献

- [1] 陈今良,赖奇,庞志宁,等. SAF2507 双相不锈钢与 Q235 碳钢异种金属板材的焊接[J]. 塑性工程学报, 2014(5): 145.  
CHEN Jinliang, LAI Qi, PANG Zhining, et al. Research on welding of SAF2507 duplex stainless steel and Q235 carbon steel[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2014(5): 145.
- [2] ABDEL RAHMAN M S, ABDEL RAHEEM N A, EL KOUSSY M R. Effect of heat input on the microstructure and properties of dissimilar weld joint between incoloy 28 and superaustenitic stainless steel[J]. Acta Metallurgica Sinica (English Letters), 2014, 27(2): 259.
- [3] 马启慧,王少刚,张亮,等. 双相不锈钢与碳钢异种金属焊接研

niques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Tribology International, 2016, 96: 289.

- [5] 邓飞跃. 滚动轴承故障特征提取与诊断方法研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2016.  
DENG Feiyue. Research on fault feature extraction and diagnosis method of rolling element bearing[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2016.
- [6] NANDI S, TOLYAT H A, LI X. Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—A review[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2005(4): 719.
- [7] 任浩,屈剑锋,柴毅. 深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战[J]. 控制与决策, 2017(8): 1345.  
REN Hao, QU Jianfeng, CHAI Yi. Deep learning for fault diagnosis: The state of the art and challenge[J]. Control and Decision, 2017(8): 1345.
- [8] 李晗,萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011(1): 1.  
LI Han, XIAO Deyun. Survey on data driven fault diagnosis methods[J]. Control and Decision, 2011(1): 1.
- [9] 张可,周东华,柴毅. 复合故障诊断技术综述[J]. 控制理论与应用, 2015(9): 15.  
ZHANG Ke, ZHOU Donghua, Chai Yi. Review of multiple fault diagnosis methods[J]. Control Theory & Applications, 2015(9): 15.
- [10] 廖湘湘. 基于深度信念网络的滚动轴承故障类型识别方法研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2018.  
LIAO Xiangxiang. Research on recognition method of rolling bearing fault type based on deep belief network [D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2018.

(收稿日期: 2021-08-25)

究综述[J]. 焊管, 2009(8): 26.

- MA Qihui, WANG Shaogang, ZHANG Liang, et al. Review of dissimilar metal welding between duplex stainless steel and carbon steel [J]. Welded Pipe and Tube, 2009(8): 26.
- [4] 范伟利,郭会丽. 关于 0Cr18Ni9 与 20R、16MnR 异种钢埋弧焊焊接工艺的探讨[J]. 压力容器, 2009(2): 46.  
FAN Weili, GUO Huili. Research on submerged arc welding technology of 0Cr18Ni9 and 20R 16MnR dissimilar steel [J]. Pressure Vessel Technology, 2009(2): 46.
- [5] 张晨,董利明. 308L/Q345 异种钢埋弧焊接头组织及性能研究[J]. 常熟理工学院学报(自然科学), 2018(5): 91.  
ZHANG Chen, DONG Liming. A study of microstructure and properties of 308L/Q345 dissimilar steel submerged arc welding joint [J]. Journal of Changshu Institute of Technology (Natural Sciences), 2018(5): 91.

(收稿日期: 2021-09-28)