

DOI:10.16356/j.1005-2615.2022.S.014

应用于电机轴承和不对中复合故障的 RNN 诊断方法

郭子冉, 杨明

(哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 提出一种基于伺服电机转速信号的轴承和不对中复合故障的故障诊断方法。首先,探讨了复合故障励磁引起的电机转速变化,分析了通过转速法实现复合故障诊断的理论可行性。实验表明,复合故障中轴承等微弱故障信号的检测容易受到不匹配安装故障的干扰,这将使传统的诊断算法失效。将预处理后的速度信号和通过 FFT 得到的信号分别通过循环神经网络(Recurrent neural network, RNN),将输入的时域特征和频域特征融合在一起,作为故障分类的基础。这种时频域特征复合 RNN 模型(Time-frequency feature compound-RNN, TFFC-RNN)对不对中故障干扰下的轴承故障和正常信号的分类准确率可达 90% 以上。最后,研究了各 RNN 变体对于模型准确率的影响。实验结果表明利用门控循环单元进行频域部分的特征提取,模型的诊断正确率最高。

关键词: 人工智能;轴承故障;复合故障;循环神经网络

中图分类号: TM92 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2022)S-0087-07

A Diagnosis Method Based on RNN for Motor Bearing and Misalignment Composite Faults

GUO Ziran, YANG Ming

(School of Electrical Engineering & Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: This paper proposes a fault diagnosis method for bearing and misalignment composite faults based on servo motor speed signals. First, the change of the motor speed caused by compound fault excitation is discussed, and the theoretical feasibility of realizing compound fault diagnosis by the speed method is analyzed. Experiments show that the detection of weak fault signals such as bearings in compound faults is easily disturbed by mismatched installation faults, which makes traditional diagnosis algorithms ineffective. Second, the preprocessed speed signal and the signal obtained by FFT are passed through a recurrent neural network(RNN), and the input time-domain features and frequency-domain features are fused together as the basis for fault classification. This time-frequency feature compound-RNN model (TFFC-RNN) can classify bearing faults and normal signals under the interference of misalignment faults with an accuracy of more than 90%. Finally, the influence of each RNN variant on the accuracy of the model is studied. The experimental results show that the feature extraction of the frequency domain part using the gated recurrent unit has the highest diagnostic accuracy of the model.

Key words: artificial intelligence; bearing fault; compound fault; recurrent neural network(RNN)

旋转机械设备在运行时往往伴随着高转速和复杂工况,难免会出现各种故障,且不同的设备之间耦合紧密,一旦故障发生,可能会引发一系列的连锁反应,进而导致整个系统的瘫痪,甚至带来灾

基金项目: 国家自然科学基金(51991385)。

收稿日期: 2022-05-15; **修订日期:** 2022-06-30

通信作者: 杨明,男,教授,博士生导师, E-mail: yangming@hit.edu.cn。

引用格式: 郭子冉, 杨明. 应用于电机轴承和不对中复合故障的 RNN 诊断方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(S): 87-93. GUO Ziran, YANG Ming. A diagnosis method based on RNN for motor bearing and misalignment composite faults[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(S): 87-93.

难性的事故。

迄今为止,对单一故障的诊断和识别都取得了重大突破和多项研究成果,但对情况复杂的多种故障的诊断研究却相对较少。现有的复合故障研究多针对同一类故障不同部位的复合故障,以及轴承内圈、外圈、钢球、保持架等单个故障之间的复合故障,如图1所示。从故障激励的性质来看,属于周期性冲击激励,即属于两个或多个冲击故障激励的复合体。安装不对中的示意图如图2所示,驱动电机与传动轴系使用弹性联轴器连接,两侧分别为电机侧与负载侧,其中 J_m 代表电机惯量, J_l 代表负载惯量, B_m 代表电机侧动摩擦系数, B_l 代表负载侧动摩擦系数, T_m 代表电机驱动转矩, T_l 代表负载转矩, ω_m 代表电机轴角速度, ω_l 代表负载轴角速度, θ_m 代表电机轴角位置, θ_k 代表联轴器角位置, θ_l 代表负载轴角位置, K_a 代表弹性耦合常数。安装不对中、负载不平衡等故障在实际工业现场发生的概率很高且难以避免其影响,有研究表明此类故障为周期性正弦激励,频域特征表现为电机转频基频及其倍频,与周期性的冲击激励属于不同类型的故障。目前,对周期性冲击激励与周期性正弦激励复合故障的研究较少。



图1 故障轴承

Fig.1 Faulty bearing

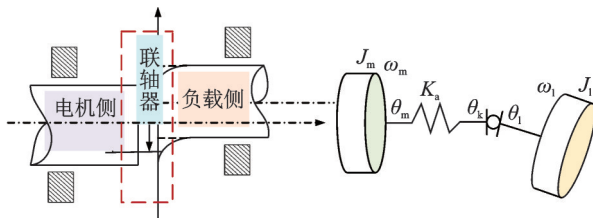


图2 不对中故障示意图

Fig.2 Schematic diagram of misalignment fault

同时,目前故障排除领域的主流手段主要是振动法,往往基于振动加速度信号来实现复合故障的特征提取,振动加速度获取需要额外安装传感器,价格昂贵,对环境敏感并受到不同的限制。另一方面,此时由于负载侧的影响很容易使轴承的故障特

性等故障泛滥,可能导致诊断失败甚至误诊。

为了克服上述不足,近年来,基于电机驱动系统的旋转机械设备运行状态感知成为研究热点^[1],并提出了“电机驱动系统自感知”的概念,即利用电机编码器或驱动器内置传感器等设备获取电机转速、电流、位置等信号,实现对整个系统的状态监控^[2-3]。因此,本文以电机驱动系统获得的速度信号为信号源,针对不同励磁性质的典型旋转机械复合故障进行研究,旨在探索一种通用且实用的故障诊断与识别方案,并能准确诊断整个伺服驱动链的机械故障,以达到故障预测和健康管理的目的。

然而,对于速度信号,由于其自身故障信息不充分且缺点明显,现有方法往往需要复杂繁琐的信号处理方法进行特征提取,最终得到故障信号的故障频率。因此,使用速度信号进行故障排除的重点是如何准确、高效甚至尽可能简单地提取特征。深度学习技术高效的特征自学习和模式识别功能可以很好地解决这个问题。

深度学习是传统神经网络的扩展,拓扑结构非常复杂,其相对较深的层用于学习海量数据中人类难以挖掘的信号和连接^[4]。利用深度学习的这些特性,可以很好地配合速度信号进行故障诊断。本文使用循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)的一种变体来处理速度信号,与另一种主流的神经网络卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)相比,RNN是一种具有循环结构的算法,因此具有对电机周围环境变化具有鲁棒性的优势^[5],同时相比原始的深层神经网络(Deep neural network, DNN)可以省略大量预处理过程,大大提高了工程价值。

随着人工智能的发展,越来越多的基于RNN的故障诊断技术应运而生。目前的主流方向是结合不同类型网络的优势进行故障诊断。文献[6]通过构建基于RNN的变分自编码器(Variational auto-encoder, VAE)架构,可以仅使用电机振动时域信号准确预测电机故障模式,而无需任何的预测。处理。同时,对数据进行各种预处理也是提高故障诊断率的常用方法。文献[7]应用欧几里得距离方法掌握数据之间的相似性,并用它们对数据进行分类。文献[8]将数据集作为长短期记忆网络的输入进行批处理,并提取数据集的时间相关性,用于分析时间特征向量前后的故障分类输入。通过仿真比较了基于RNN-LSTM的网络和基于自编码器(Auto-encoder, AE)的网络。

本文提供了一种基于RNN的神经网络框架时频特征复合循环神经网络模型(Time-frequency feature compound-RNN, TFFC-RNN),它同时从

时域和频域信号中提取特征,以提高在不对中故障干扰下的轴承故障识别精度,并且可以通过输入格式统一模块化的网络结构轻松改变网络类型,快速完成迭代。

1 轴承不对中复合故障对电机转速信号的影响

轴承作为旋转机械的关键部件,具有很高的失效概率,其对旋转电机负载侧的作用表现为周期性的激振^[9]。不对中故障多存在于电机的初始安装阶段,随着电机的后期运行,故障程度不断加重,普遍存在于对位要求不高的场合^[10]。不对中故障的表现形式是周期性正弦激励。在旋转机械的滚动轴承-转子系统中,如图3所示,复合失效的可能性远高于单一失效的可能性。

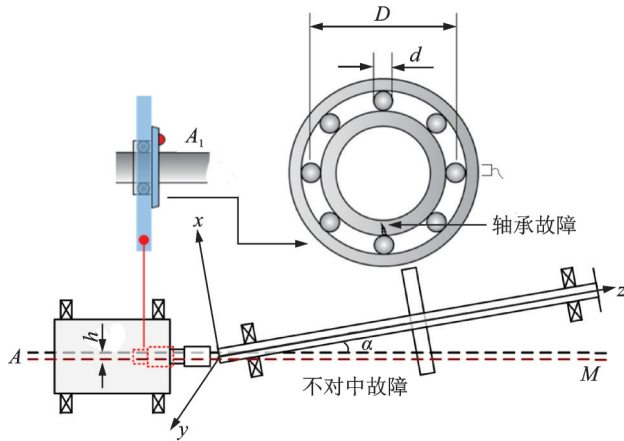


图3 轴承不对中复合故障示意图

Fig.3 Schematic diagram of bearing-misalignment compound fault

以永磁同步电动机调速系统中最常见的 $i_d=0$ 矢量控制为例,其简化的双闭环调速控制框图如图4所示,主要包括速度环和电流环两部分。图4中, $G_v(s)$ 和 $G_{iq}(s)$ 分别为速度环及 q 轴电流环控制器传递函数; ω^* 、 i_q^* 、 u_q^* 分别为转速给定值以及 q 轴电流、电压给定值; L_q 和 R 分别为电机定子绕组电感、电阻值; K_T 为电机转矩系数; p 为电机极对数; J 和 B 分别为电机转动惯量与阻尼系数; ω 为电机角速度; T_e 为电机转矩; T_m 为电机轴转矩; ψ_r 为偏移角分量。

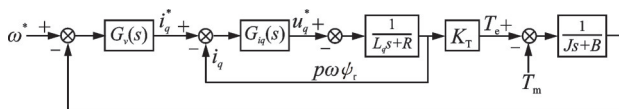


图4 永磁同步电机简化控制框图

Fig.4 Simplified control block diagram of permanent magnet synchronous motor

本文在分析轴承-不对中复合故障在转速信号中的故障特征体现时,依托图4充分考虑控制器的影响。在不考虑电机阻尼的情况下,将电流环传递函数视为1,从电机轴转矩 ΔT_m 到电机转速 $\Delta \omega$ 和电磁转矩 ΔT_e 的传递函数可表示为

$$\Delta \omega_m = -\frac{1}{K_T G_v(s) + J s} \Delta T_m \quad (1)$$

$$\Delta T_e = \frac{K_T G_v(s)}{K_T G_v(s) - J s} \Delta T_m \quad (2)$$

式中: K_T 为电机转矩系数, J 为电机转动惯量。当发生轴承和不对中复合故障时,电机轴转矩脉动分量可表示为

$$\Delta T_m(t) = T_{mp} \sum_{n=1}^{\infty} \cos(2\pi n f_{bpo} t) + P_1 \cos(\omega_r t + \gamma_1) + J_r \omega_m^2 B_2 \sin(2\omega_r t + \psi_1) \quad (3)$$

式中: ω_r 为电机正常运行时的旋转频率,复合故障中部分轴承失效时引起的频率为 $n f_{bpo}$,不对中故障引起的电机转矩波动分量为 f_r 和 $2f_r$ 。可以看到最终相应的故障波动分量出现在电机转速和电磁转矩中,且该波动分量的幅值与相位还将受到速度环控制器参数的影响。此时将电机转速、电磁转矩脉动分量表示为

$$\Delta \omega_m = \sum_{n=1}^{\infty} \omega_{mBn} \cos(2\pi n f_{bpo} t + \varphi_{mBn}) + \sum_{n=1}^{\infty} \omega_{mUn} \cos(\omega_r t + \varphi_{mUn}) + \sum_{n=1}^{\infty} \omega_{mA_n} \cos(2\omega_r t + \varphi_{mA_n}) \quad (4)$$

$$\Delta T_e = \sum_{n=1}^{\infty} T_{eBn} \cos(2\pi n f_{bpo} t + \varphi_{TBn}) + \sum_{n=1}^{\infty} T_{eUn} \cos(\omega_r t + \varphi_{TU_n}) + \sum_{n=1}^{\infty} T_{eA_n} \cos(2\omega_r t + \varphi_{eA_n}) \quad (5)$$

式中: ω_{mBn} 和 φ_{mBn} 分别为电机转速中局部轴承故障引起的 $n f_{bpo}$ 频率波动分量的幅值和相位; T_{eBn} 和 φ_{TBn} 分别为电机振动中频率为 $n f_{bpo}$ 的电磁波分量的幅度和相位; ω_{mUn} 和 φ_{mUn} 分别为电机转速并联不对中故障引起的频率 f_r 波分量的幅值和相位; T_{eUn} 和 φ_{TU_n} 分别为电磁转矩中频率 f_r 波分量的幅值和相位。类似地, ω_{mA_n} 、 φ_{mA_n} 、 T_{eA_n} 和 φ_{eA_n} 可以作为角度未对准故障引起的电机转速和转矩中 $2f_r$ 波动分量的幅值和相位信息。

当整个电机系统发生轴承不对中复合故障时,与轴承尺寸有关的故障特征频率和与安装位置有关的故障特征频率都会出现在信息信号中。但是,故障激发的性质是不同的。局部轴承故障为周期

性冲击激励,安装不对中故障为周期性正弦激励。需要采用适当的数字信号处理方法来有效地提取故障特征。这些方法往往复杂且计算量大,无法完成实时分类工作。利用深度学习技术,利用过去的数据进行训练,然后在使用时直接将得到的数据输入到训练好的模型中,即可完成实时模式识别。由于实验平台获取的是电机转速的时间序列数据,本文将RNN用于深度学习。

2 TFFC-RNN模型

除了前馈连接外,RNN的拓扑结构单元还具有内部反馈连接,因此可以为模型记录上层的权重状态,为长序列信息传输提供途径。因此,每个RNN层的输出依赖于当前层的输入,也与前一层的输出相关,这意味着RNN具有良好的动态特性^[11]。

研究表明,当这些特征最终应用于故障诊断时,可以提高效率,更适合复杂的工况,甚至可以实现实时故障诊断^[12]。与传统的深度学习方法如DNN相比,其使用的泛化性大大提高。它不仅可以完成任何DNN可以完成的工作,还可以完成类似的仿真建模工作。由于它处理的数据序列很长,扩展性能也得到提高,可以结合各种过滤器或预处理方法,从而改善有效性和稳定性,这是DNN难以实现的,但却是RNN在故障识别领域的优势。针对电机转速信号,本文设计了一种基于循环神经网络的模型,即TFFC-RNN模型。信号处理流程如图5所示。RNN层可以是基本的RNN或其变体。通过改变网络结构和层结构的超参数来验证分类效果。

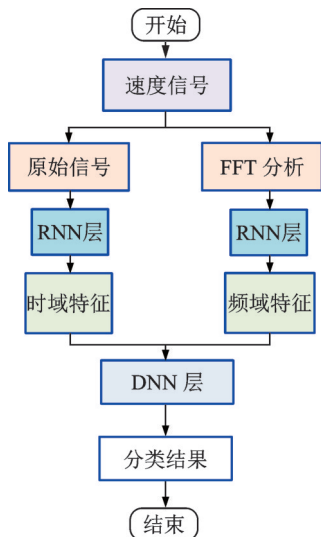


图5 时域频域信号提取与融合流程图

Fig.5 Flow diagram of time-domain and frequency-domain signal extraction and fusion

2.1 RNN结构

与高度依赖于所选特征值的DNN相比,RNN处理的信号是长序列,通过正向和反向传播进行特征自提取。全连接层或使用处理后的DNN进行分类训练。本文采用时域或频域信号作为输入。经过不断的迭代,网络的输出可以看作是自主学习提取的特征。最后将特征值连接到外部DNN层进行分类,最后输出分类概率,其迭代过程如图6所示。

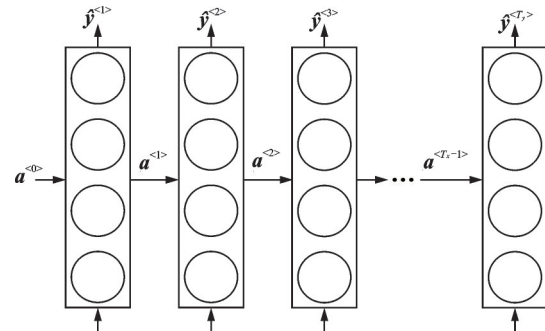


图6 RNN模型

Fig.6 Basic RNN model

$$a^{<t>} = g_1(W_{aa}a^{<t-1>} + W_{ax}x^{<t>} + b_a) \quad (6)$$

$$\hat{y}^{<t>} = g_2(W_{ay}a^{<t>} + b_y) \quad (7)$$

式中: a 表示前一个隐藏层传输的传递矩阵; W_{aa} 为前一个隐藏层的输出矩阵的权重矩阵; x 为当前输入信号矩阵; W_{ax} 为当前单位权重矩阵的输入信号矩阵; y 为当前层的输出矩阵; W_{ay} 为将信号矩阵传递给当前单元的权重矩阵; b 为偏置矩阵。

激活函数采用了在RNN的分类模型中广泛使用的tanh激活函数。损失函数使用交叉熵损失函数。

2.2 RNN不同变体

长短时记忆神经网络(Long short-term memory network, LSTM),基于RNN模型,改进了拓扑结构,其输入可达数万甚至数千万,没有梯度弥散或爆炸问题,在更长的序列中可以获得更好的分析结果^[13],其拓扑结构如图7所示,可以看出迭代过程有3个主要阶段^[14]。首先是遗忘阶段:选择性地

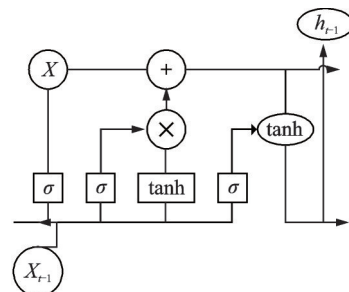


图7 长短时神经网络单元迭代过程

Fig.7 Topological structure of LSTM

忘记前一个单元的输入,通过值选择性地忘记前一个单元的状态;通过遗忘门 f_t 的值控制上层单元在一个状态 c_{t-1} 下需要记住和忘记的内容。其次是选择性记忆阶段:选择性遗忘输入内容,有的重点记录,有的简单记录。当前单元的输入内容就是计算出来的输入门 i_t ,可以通过选择门 g_t 选择性地输出。最后一个阶段是输出阶段,它会决定当前状态输出。

LSTM虽然通过门控状态来控制传输状态,但相比之下,它具有多种记忆堆叠状态,可以选择性地记忆和遗忘,并且可以有效地处理更长的序列输入。但是由于引入了多个门控状态,需要训练更多的参数,大大增加了训练的难度。针对这种情况,采用拓扑结构如图8所示的门控循环网络单元(Gate recurrent unit, GRU),通过结合遗忘门和输入门来减少门的数量,并在保证记忆能力的同时做出一些其他改变来提高网络的训练效率^[15-16]。

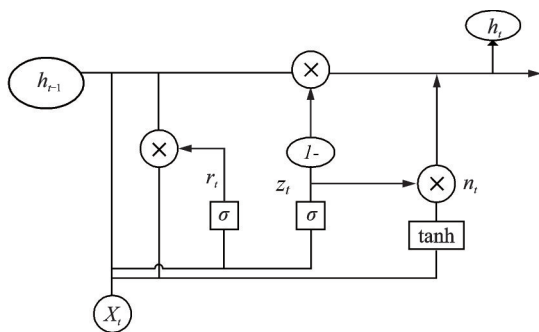


图8 门控循环网络单元迭代过程
Fig.8 Topological structure of GRU

3 实验验证

为了更贴近实际工况,在实验室搭建了基于ZYNQ-7020高性能SoC芯片的伺服驱动器故障诊断平台,再通过激光对中仪和故障电机,可以准确获取各个参数指标的故障信息。实验室建立了基于ZYNQ-7020高性能SoC(Systemon chip)芯片的伺服驱动器故障诊断实验平台,搭建了轴承不对中复合故障仿真环境。以Xilinx的ZYNQ-7020 SoC为控制核心,以罗姆的SCT3022AL SiC分立元件为功率器件,构建了原型伺服驱动器。整体结构图如图9所示。

搭建如图10所示的实验平台,长轴由驱动端出现各种故障的电机驱动。在轴承失效实验中,采用线切割在轴承外圈和内圈产生深度为0.1 mm的裂纹,模拟不同类型的轴承局部失效。对中失效实验将使用TKSA31激光对中仪,保证系统安装处于健康状态,不同程度的失效。

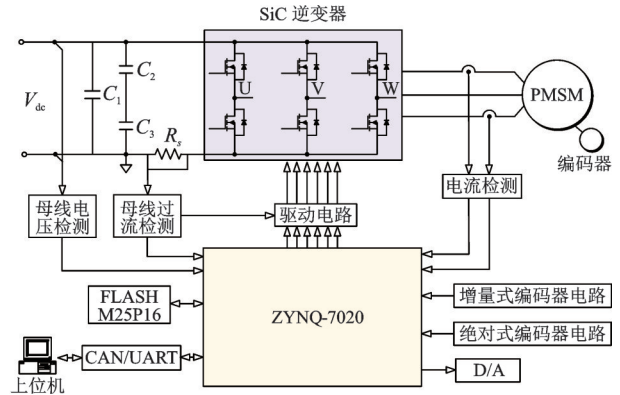


图9 伺服驱动故障诊断结构框架图
Fig.9 Structural block diagram of servo driver based on SiC MOSFET

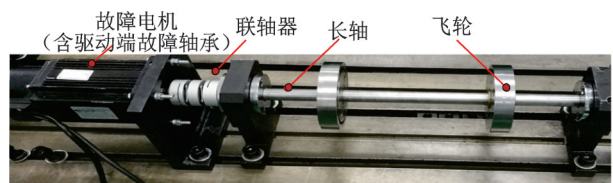


图10 实验平台
Fig.10 Experiment platform

电机驱动器是基于Xilinx ZYNQ-7020处理器的自制驱动器,采用双核ARM+FPGA架构。

3.1 数据集

通过上位机软件直接采集用于故障诊断的电机转速信号,通过驱动器的UART串口输出完成采集。电法数据采集,利用电机伺服驱动器上位机软件实时监控电机运行状态,采集电机稳态运行下的电流、转矩、转速波形及数据,或用示波器采集电机转速,电流波形和数据,采样频率为2 kHz,稳态采样时间视需要而定。考虑到实验的有效性和安全性,一般不超过30 s。将收集到的信号进一步合理化和分析,以获得可用于神经网络训练的输入。

为统一获取数据,实验验证时所用电机的转速都设置为1 000 r/min,此时直接将该转速下转速信号作为输入,模型理论上仍能正常进行分类工作,但会大大降低模型的适用性,无法进行不同转速下模型间的迁移学习。所以需要1 000 r/min的转速信号进行预处理,计算原始数据的平均值并扣除,即减去直流分量。处理后,最终训练出来的模型经测验,除了在超高速和超低速的极端情况下,在300 r/min至1 500 r/min均可以有效地进行分类。

3.2 网络训练

首先提取每组原始信号的时域特征值,包括方差、峰度、偏度、均方根、形状因子等。同时提取每组原始信号的频域特征,例如1~8倍频幅值、均方

频率、频率方差等。然后进行传统的DNN进行故障诊断的实验,结果如表1所示。可以看出,当有不对中故障干扰的情况下,轴承故障检测率未达到预期。无论是单独使用各域特征值,还是时频域特征值结合使用都未达到预期。

表1 使用不同特征的DNN诊断正确率

Table 1 Diagnostic accuracy using different types of features %

选用特征	正常电机	轴承故障	不对中故障
时域特征	43.85	53.62	3.34
频域特征	65.93	54.86	16.47
时频域复合特征	72.44	76.34	15.43

因为DNN处理的是从原始信号中提取的特征值,显示在提取过程中,大量信息已经丢失,所以需要能直接处理长序列的RNN网络来进行故障诊断。上述DNN实验表明,当使用频域特征时,其准确率总体上要比使用时域特征时要高,所以本文才提出先对原始信号进行频域的FFT处理,使用RNN对处理过的频域信号提取频域特征,用此特征参与完成故障特征的识别。实验证明这种方法可以有效地完成不对中轴承复合故障的诊断识别。

在使用TFFC-RNN时,可以自由改变RNN层使用的网络,探索哪种RNN结构最适合转速信号,实验结果如表2所示。首先使用基本的RNN模型,输入数据为时频域复合特征信号,实验结果表明模型可以有效完成轴承故障识别,但无法区分正常信号和不对中故障。考虑到从编码器获得的电机转速信号的频率足够高,导致输入网络每一轮的序列长度足够长,所以使用LSTM、GRU这样RNN的变体模型。它们可以处理的输入可以达到数万甚至数千万,没有梯度分散或爆炸问题,在更长的序列中可以获得更好的结果。

表2 使用不同RNN结构的诊断正确率

Table 2 Diagnostic accuracy using different RNN structures %

选用神经网络结构	正常电机	轴承故障	不对中故障
DNN	72.44	76.34	15.43
RNN	83.87	93.55	33.33
LSTM	90.48	93.65	46.66
GRU	96.77	96.77	79.66

表2实验结果表明,当使用LSTM网络进行诊断时,轴承检测精度进一步提高,具有一定的不对中故障检测能力,但缺点是训练时间长且不稳定,不对中检测能力达不到预期。这是因为LSTM虽

然通过门控状态来控制传输状态,但相比之下,它具有多种内存堆叠状态,可以选择性地记忆和遗忘,并且可以有效应对更长的序列输入。但同时由于引入多个门控状态,导致需要训练更多的参数,训练的难度大大增加。针对这种情况,GRU通过结合遗忘门和输入门来减少门的数量,在保证记忆能力的同时进行了一些其他的改变,以提高网络的训练效率。可以看出,当TFFC-RNN模型使用GRU作为其RNN层,该模型可以很好地完成3种信号的分类。

4 结 论

本文提出了一种新型的RNN模型,可以同时处理时域和频域信号,完成轴承不对中复合故障的分类识别。

本文对使用何种循环神经网络作为模型的组成进行了研究和实验验证。实验结果表明,对于实验室采集的数据,提取特征值进行DNN诊断并不能完成对不对中干扰下轴承故障的识别。单独采用时域和频域信号,使用RNN网络就可以提高精度。但是在同时使用时频域信号时,TFFC-RNN模型可以更好地完成分类工作,在RNN层采用GRU网络时整体准确率最高。

理论研究表明,整个电机系统出现轴承不对中复合故障时,会影响速度信号的频域特性。但是,只有频域特征或时域特征不能用于有效分类。使用TFFC-RNN模型,融合时域特征和频域特征,然后通过新的神经网络进行分类,可以很好地划分3种不同的信号。

参考文献:

- [1] YAO Yuan, LI Yesong, YIN Quan. A novel method based on self-sensing motor drive system for misalignment detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116: 217-229.
- [2] CHAI N, YANG M, NI Q, et al. Gear fault diagnosis based on dual parameter optimized resonance-based sparse signal decomposition of motor current[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(4): 3782-3792.
- [3] MOUSSA H, LEE D, VELUVOLU K C. Rotor speed-based bearing fault diagnosis (RSB-BFD) under variable speed and constant load[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(10): 6486-6496.
- [4] QU X Y, ZENG P, XU C, et al. RNN-based method for fault diagnosis of grinding system[C]// Proceedings of the 2017 IEEE 7th Annual

- International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). [S.l.]: IEEE, 2017.
- [5] CHOI D J, HAN J H, PARK S U, et al. Comparison of motor fault diagnosis performance using RNN and K-means for data with disturbance [C]//Proceedings of the 2020 20th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS). Busan, Korea; [s.n.], 2020: 443-446.
- [6] HUANG Y, CHEN C H, HUANG C J. Motor fault detection and feature extraction using RNN-based variational autoencoder[J]. IEEE Access, 2019, 7: 139086-139096.
- [7] TALEBI H A, KHORASANI K, TAFAZOLI S. A recurrent neural-network-based sensor and actuator fault detection and isolation for nonlinear systems with application to the satellite's attitude control subsystem [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(1): 45-60.
- [8] WU Y, SUN F, ZHENG J, et al. A robust training algorithm of discrete-time MIMO RNN and application in fault tolerant control of robotic system [J]. Neural Computing & Applications, 2010, 19(7): 1013-1027.
- [9] WANG X, LI Y, RUI T, et al. Bearing fault diagnosis method based on Hilbert envelope spectrum and deep belief network [C]//Proceedings of the 242nd ECS Meeting. Atlanta, GA, US: ECS, 2015.
- [10] ZHANG Q, YANG L T, CHEN Z. Deep computation model for unsupervised feature learning on big data[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2016, 9(1): 161-171.
- [11] YU D, DENG L. Deep learning and its applications to signal and information processing [exploratory DSP] [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 28(1): 145-154.
- [12] RUBINI R, MENEGHETTI U. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(2): 287-302.
- [13] TAHIR M M, HUSSAIN A, BADSHAH S, et al. Classification of unbalance and misalignment faults in rotor using multi-axis time domain features[C]//Proceedings of the 2016 International Conference on Emerging Technologies (ICET).[S.l.]:IEEE, 2017.
- [14] ZHU D, SONG X, YANG J, et al. A bearing fault diagnosis method based on L1 regularization transfer learning and LSTM deep learning [C]//Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Information Communication and Software Engineering (ICICSE). [S.l.]: IEEE, 2021.
- [15] CHEN B, PENG Y, GU B, et al. A fault detection method based on enhanced GRU [C]//Proceedings of the 2021 International Conference on Sensing, Measurement & Data Analytics in the Era of Artificial Intelligence (ICSMD). [S.l.]: [s.n.], 2021.
- [16] CUI J, CHENG Y, CUI X, et al. State change trend prediction of aircraft pump source system based on GRU network [C]//Proceedings of the 2020 39th Chinese Control Conference (CCC). [S.l.]: [s.n.], 2020.

(编辑: 孙静)