

一种基于深度神经网络的滚动轴承故障诊断方法

赖华友

(江西铜业集团有限公司德兴铜矿机动能源部, 江西 德兴市 334224)

摘 要:滚动轴承作为工业系统中最为关键的零件之一,在矿业设备实际工作环境中起着至关重要的作用。滚动轴承由于摩擦、碰撞等因素经常容易出现损伤、故障现象,既影响机械正常运转,也容易带来安全隐患。采用相关技术对轴承状态进行实时监控诊断,及时判断故障具有重要的现实意义。利用深度神经网络构建故障诊断系统,并在凯斯西储大学的滚动轴承公开数据 CWRU 上进行了相关实验,最终的识别准确率高达 91.78%,证明了深度神经网络对于滚动轴承故障诊断的重要作用。

关键词:滚动轴承;故障诊断;深度神经网络;深度学习;信号处理

DOI:10.13828/j.cnki.ckjs.2020.05.038

0 引 言

在我国工业化飞速发展的今天,以《中国制造2025》为蓝图的现代工业、制造业正逐步迈向集成化、智能化和综合化发展,而这些产业无疑加剧了对能源、原材料的需求^[1-2],从而使矿业开采逐渐成为了我国经济发展的重要支柱产业。自2015年制造业升级以来,我国的矿业机械设备在种类、质量上都有了长足的发展与进步。而伴随着矿业设备发展迅速,人们对矿业设备生产、使用的全寿命周期过程中的安全性、稳定性和可靠性要求越来越高^[3]。然而大多数矿业设备多工作于深山、沙漠等人烟稀少地区^[4],工作环境十分恶劣,一旦出现设备故障,将很难进行事后维修,即便开展维修,也会影响生产进度,增加生产损耗。而轴承作为矿业设备的机械传动装置中的重要部件,一般由四部分组成,包括内圈、外圈、滚动体和保持架^[5],能够在将对机械设备运转时的轴和座之间的滑动摩擦转换为滚动摩擦,从而降低摩擦力减少机械设备的摩擦损耗,其运行状态的变化对矿业机械设备能否正常运转有着重要意义。大量数据表明,轴承工作失效而导致的机械设备故障的情况约占30%到40%^[6-7]。

因此,通过有效的监控手段及时了解轴承的运行状态,在故障发生前快速检测、诊断和定位,在部件失效不严重、未造成较大损失前采取有效措施进行维修处理,从而将轴承等核心部件的保障和维修由事后维修转为视情维修,对矿业设备的安全运行具有重要意义^[8]。

轴承作为矿业机械设备中的重要部件,针对其状态信息开展故障诊断是机械设备状态监测领域的热点问题,一直受到国内外学者的广泛关注。轴承的故障诊断在早期通常采取事后维修的方式,即轴承故障情况严重导致无法正常工作时,才对其进行拆卸、维修^[9]。近年来,随着轴承故障诊断进入大数据时代^[10],许多机器学习、人工智能方法应用于故障诊断领域,如专家系统^[11]、支持向量机(SVM)^[12]、神经网络(NN)^[13]等。

1 深度神经网络

人工神经网络(ANN)通过模拟大脑神经元拓扑结构存储和处理信息的方式,具有联想、记忆和学习的功能^[14],目前广泛应用于轴承故障诊断中的人工神经网络包括深度神经网络、卷积神经网络、自组织神经网络等^[15]。

深度神经网络^[16-18]是1980年代中期由Rumelhart和McClelland为首的研究者所提出的一种多层前馈神经网络,由于其自学习、自组织和自适应的能力而被广泛应用^[19]。深度神经网络的实质是误差反向传播算法,这种算法采用训练神经网络误差的平方作为目标函数,通过梯度下降法来获取误差平方最小值。因此深度神经网络模型的训练过程即为将样本输入模型后,多次迭代网络的权值和阈值后使得输出结果逐渐逼近预期的结果。一个简单的三层深度神经网络由一个输入层、一个隐含层和一个输出层组成,结构如图1所示。

图1中,左侧 x_1, \dots, x_n 为模型输入,右侧 $y_1, \dots,$

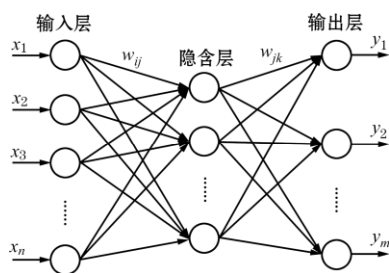


图1 三层深度神经网络结构

y_m 为模型输出, w_{ij} 和 w_{jk} 分别表示输入层到隐含层和隐含层到输出层的权值。

隐含层的输出为:

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - a_j\right) \quad (1)$$

上式函数为激励函数, 主要作用为将原始输入进行转换处理得到一定范围内的输出值。一般激励函数包括 Sigmoid 函数、双曲正切函数及准线性函数等。

根据激励函数转换后的隐含层输出、权值 w_{jk} 和输出层的阈值 b 进而得到输出层 y_k :

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^l H_j w_{jk} - b_k\right) \quad (2)$$

因此, 深度神经网络算法的具体流程如下^[20-21]:

(1) 初始化模型参数, 包括权值 w_{ij} 和阈值 b ;

(2) 利用式 (1)、(2) 计算隐含层和输出层的输出结果;

(3) 计算输出 y_k 和期望输出 T_k :

$$\text{error}_k = (T_k - y_k)y_k(1 - y_k) \quad (3)$$

(4) 根据梯度下降法对权值 w_{ij} 和阈值进行迭代:

$$w_{jk} = w_{jk} + \eta H_j e_k \quad (4)$$

$$b_k = b_k + \eta e_k \quad (5)$$

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x_i \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad (6)$$

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad (7)$$

(5) 根据迭代后更新的权值和阈值来计算隐含层和输出层的输出值, 当预测误差的平方和小于设定的误差时即完成模型的训练。

此外, 在深度神经网络中, 由于网络各层之间的方式是全连接的, 容易导致模型出现过拟合的现象。Dropout 技术作为一种能够有效减少神经网络过拟合的方法, 常被用于深度神经网络中以改进模型表现性能。其核心思想为在神经网络的训练过程中, 随机按照一定比例将部分的神经元节点权重归零, 从而使神经网络具有更好的鲁棒性。

2 轴承故障诊断实例分析

2.1 实验数据

为验证深度神经网络模型对于轴承故障诊断的效果, 本文选取凯斯西储大学的滚动轴承公开数据(CWRU)进行实验验证。CWRU 轴承数据采集系统如图 2 所示, 该系统使用加速度传感器采集电机驱动端与风扇端振动信号。由于驱动端采集到的信号更全面、稳定, 本实验选取采样频率为 12 kHz 的驱动端信号作为实验数据。

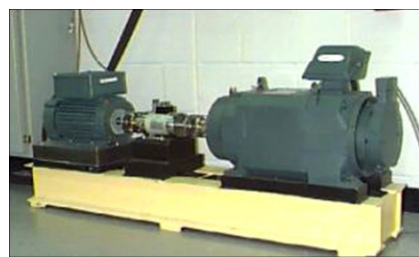


图2 CWRU 轴承数据采集系统

在 CWRU 数据集中, 轴承的故障类型分为滚珠故障、内圈故障与外圈故障三种, 故障直径分为 0.007, 0.014, 0.021, 0.028 inch 四种尺寸。由于 CWRU 数据集中外圈故障数据中不包含 0.028 故障尺寸, 因此实验对滚珠故障、内圈故障与外圈故障三种故障类型, 都选取了 0.014, 0.021, 0.028 inch 三种故障直接对应的故障数据作为实验数据。包含正常轴承数据在内, 实验所构建的数据集一共包含十个类别, 具体如表 1 所示。此外, CWRU 数据集包含转速分别在 1797, 1772, 1750, 1730 rpm 状态下采集的四种数据, 本实验选取实验数据均为在转速为 1772 rpm 下的采集的轴承信号数据。由于轴承在 1772 rpm 转速下旋转一整圈, 约采集 400 个数据信号, 因此在实验过程中, 为了保证每个训练样本

表1 数据集类别划分

故障位置	无	滚动体				内圈			外圈	
故障直径	0	0.007	0.014	0.021	0.007	0.014	0.021	0.007	0.014	0.021
标签	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

覆盖一个旋转周期，并且尽可能分割更多的训练样本，实验选取了长度为 24×24 的轴承信号作为神经网络的输入，且训练集与测试集按照 7:3 的比例进行划分。

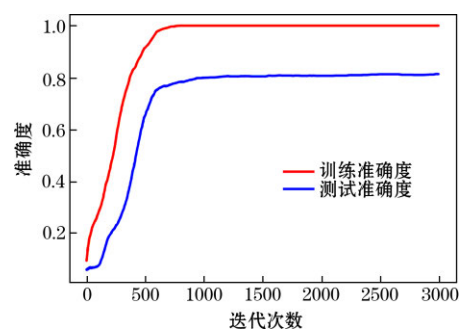
2.2 网络结构及参数设置

本文首先构建了一种基础深度神经网络，包含三个全连接层和一个 Softmax 层，其中各全连接层的神经元分别被设置为 576, 200, 60, 10，其中 576 对应于输入信号的维度，10 对应于输出类别的个数。为了增加神经网络的非线性，实验在每个全连接层之后分别引入了 Relu 激活函数。最后一个全连接层的输出经 Softmax 层，转化为预测结果为十个类别的概率，其中概率取值最高的类别即为模型对该样本所预测的类别。由于深度神经网络容易出现过拟合、鲁棒性较差，本文在基础深度神经网络的基础上引入了 Dropout 技术，将 Dropout 方法应用在各层神经元之中，并将 Dropout 率设为 0.3，构建了一种基于 Dropout 的改进深度神经网络模型。本文的所有实验都基于开源的深度学习框架 TensorFlow 实现，在训练过程中，每个批次的训练数据 batch_size 被设定为 32，优化算法采用随机梯度算法，迭代的次数被设定为 3000。

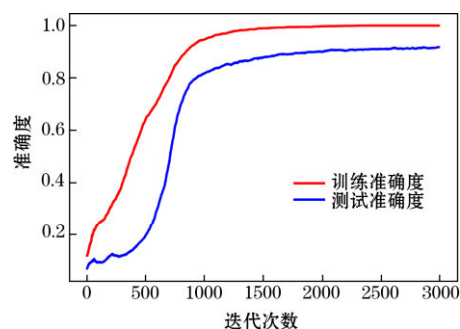
2.3 实验结果及分析

基础深度神经网络和基于 Dropout 改进的深度神经网络模型，在数据集上的训练结果如图 3 所示。在训练过程中，两种神经网络通过迭代，不断更新神经网络参数，以最小化损失函数直至饱和。其中，基础深度神经网络经过 1000 次迭代后，趋于稳定，最终在训练集上的故障诊断准确率为 100%，在测试集上的故障诊断准确率为 81.39%。而基于 Dropout 改进的深度神经网络模型，经过 1500 次迭代后趋于稳定，在训练集上的故障诊断准确率为 100%，而在测试集上的故障诊断准确率为 91.78%。

为了进一步分析 Dropout 技术对于深度神经网络的作用，本文对两种网络模型在数据集上的损失函数优化曲线进行了对比，结果如图 4 所示。可以看出，较基础深度神经网络模型而言，基于 Dropout 技术的改进深度神经网络，损失函数优化速度更慢，因为在每次训练过程中，基于 Dropout 技术的深度神经网络激活了不同的神经元，也因此，其对于故障诊断具有更好的鲁棒性，能有效防止模型过拟合，进一步提高模型诊断正确率。实验结果也充分证明了深度神经网络能够有效解决轴承故障诊



(a)



(b)

图 3 训练准确率对比

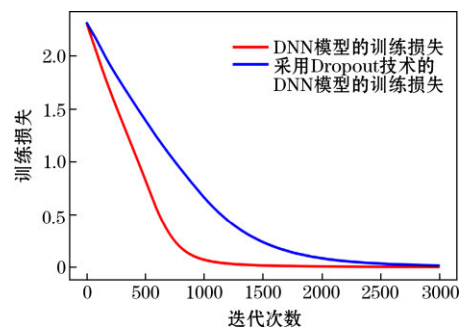


图 4 训练损失函数优化对比

断问题。

3 结束语

本文先后构建了一种深度神经网络及一种基于 Dropout 的改进深度神经网络，来对轴承振动信号进行故障诊断，并在 CWRU 轴承数据集上进行了相应的实验。实验结果表明，深度神经网络能够较准确地识别出拥有不同故障类型的轴承工作状态，验证了深度神经网络在轴承故障诊断中的重要作用。同时，也通过对比发现，引用 Dropout 技术能够有效防止深度神经网络模型过拟合，从而提高网络模型故障诊断准确率。在后续的工作中，将进一步对不同网络层数、不同神经元个数的深度神经网络进行实验对比，以进一步改进模型故障诊断准确率。

参考文献:

- [1] 吉 敏.基于 PCA-SVM 的轴承故障诊断研究[J].电子设计工程, 2019,27(17):14-18.
- [2] 李金华.德国“工业 4.0”与“中国制造 2025”的比较及启示[J].中国地质大学学报(社会科学版),2015(5):71-79.
- [3] 刘 军,孙明强,张 兴.矿业装备用滚动轴承长寿化解决方案[J].矿业装备,2015(12):34-37.
- [4] 王为华,陈 杰,杨树升.矿机轴承详解——硬岩掘进机截割部主轴承选型[J].矿业装备,2015(12):28-33.
- [5] 于景洋,宁德军,毛建华.基于 1D 卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J].工业控制计算机,2019(6):90-92.
- [6] Attoui I,Fergani N,Boutasseta N,et al.A new time-frequency method for identification and classification of ball bearing faults[J].Journal of Sound and Vibration,2017(397):241-265.
- [7] Thorpe T L.Vehicle traffic light control using sarsa[C]//Online]. Available:citeaser.ist. psu. edu/thorpe97vehicle. html. 1997.
- [8] 曾 鸣.基于凸包的模式识别方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[D].长沙:湖南大学,2016.
- [9] 王春梅.滚动轴承故障诊断技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2014.
- [10] 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.
- [11] 赵磊磊.基于专家系统的船舶电力系统故障诊断研究[J].舰船电子工程,38(9):132-134+146.
- [12] 徐 乐,邢邦圣,郎超男,等.LMD 能量熵和 SVM 相结合的滚动轴承故障诊断[J].机械科学与技术,2017,36(6):915-918.
- [13] 蒋愈勇,王军龙,李俊一,等.神经网络在光学电压互感器故障诊断中的应用[J].电力系统及其自动化学报,2018(6):22.
- [14] 廖伯瑜.机械故障诊断基础[M].北京:冶金工业出版社,1995.
- [15] 易静姝.神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用与发展[J].价值工程,2019(24):112.
- [16] Gorbunov M E,Gurvich A S,Shmakov A V.Back-propagation and radio-holographic methods for investigation of sporadic ionospheric E-layers from Microlab-1 data[J].International Journal of Remote Sensing,2002,23(4):675-685.
- [17] Rumelhart D E,Hinton G E,Williams R J.Learning representations by back-propagating errors[J].Nature,1986,323(6088):533-536.
- [18] Shaoqian Z,Lixin D,Jian Z,et al.Linearization learning method of BP neural networks[J].Wuhan University Journal of Natural Sciences, 1997,2(1):35-39.
- [19] 褚蕾蕾,陈绥阳,等.计算智能的数学基础[M].北京:科学出版社,2002.
- [20] Little G R,Gustafson S C,Senn R A.Generalization of the backpropagation neural network learning algorithm to permit complex weights [J].Applied Optics,1990,29(11):1591-1592.
- [21] 张 铃,张 钺.神经网络中 BP 算法的分析[J].模式识别与人工智能,1994,7(03):191-195.

(收稿日期: 2020-05-25)

作者简介: 赖华友(1973—), 男, 助理工程师, 主要从事矿业设备故障诊断与健康评估工作, Email: 767843540@qq.com。

(上接第 130 页)

停车后可正常启动。启动过程中输出电流只比正常运行电流略大一些。

(2) 正常负荷 3 台运行(单台电流 140 A), 停止后 2 台电机启动可以顺利起车。

3.3 监测功能

变频器可监测水箱进出水温度、水箱流量等数据, 同时对电机前后轴承温度和电机三相定子温度也起到一定的监测作用, 这些检测有利于提高保护性。

3.4 应急措施

(1) 可将系统切换到双机工作状态, 对故障设备进行检修。

(2) 通过核算双机工作时可实现 400 t/h 的运量, 基本可满足应急时的现场需求。

(3) 现场有变频器和永磁电机的备机。

(4) 现场准备了水源, 当水箱出问题时可以用水源临时解决电机散热的问题。

4 结 论

在探究永磁直驱系统的改进工作中, 对比了不

同安装方式的永磁电机结构, 根据其性能优点选用了内嵌式永磁机, 并设计了整个永磁直驱系统。最终通过实际测试结果得出: 该系统利于节能, 且不会出现压皮带现象; 系统的检测功能更加完善和安全。

参考文献:

- [1] 刘占栋.变频技术在矿井主扇风机中的应用[J].陕西煤炭,2020, 39(02):135-137.
- [2] 宋建亮,王建新,司 剑.永磁电动机在贺西矿选煤厂应用的节能效益探讨[J].机械管理开发,2020,35(02):118-119.
- [3] 孙英倩,靳震震,王晓迪,李美燕.基于故障数据的带式输送机驱动电机可靠性研究[J].煤矿机械,2020,41(02):60-61.
- [4] 崔亮亮.煤矿皮带机安装调试常见故障研究[J].西部探矿工程,2020, 32(02):109-110.
- [5] 周志宏.当代人工智能技术在煤矿机电设备中的应用和渗透研究[J].矿业装备,2020(01):84-85.

(收稿日期: 2020-04-30)

作者简介: 陈晓彬(1970—), 男, 四川合江县人, 注册安全工程师, 从事安全技术培训管理工作, Email: 220071787@qq.com。