

doi: 10.3969/j.issn.1674-8425(z).2021.01.011

本文引用格式: 修嘉芸, 谷玉海, 任斌, 等. 基于 LSTM 与迁移学习的滚动轴承故障诊断[J]. 重庆理工大学学报(自然科学) 2021, 35(1): 83-88.

Citation format: XIU Jiayun, GU Yuhai, REN Bin, et al. Fault Diagnosis for Rolling Bearing Based on LSTM and Transfer Learning[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science) 2021, 35(1): 83-88.

基于 LSTM 与迁移学习的滚动轴承故障诊断

修嘉芸¹, 谷玉海¹, 任斌², 王红军¹

(1. 北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室, 北京 100192;

2. 北京航天长征飞行器研究所, 北京 100076)

摘 要: 目前以数据驱动为基础的深度学习故障诊断方法已经得到了广泛的研究, 然而基于深度学习的故障诊断普遍存在需要海量训练数据的不足。为有效克服上述问题, 提出了一种基于长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM) 与迁移学习结合的滚动轴承智能故障诊断方法。首先使用心电图片段数据对网络中的参数进行训练, 然后将正常状态下和各类故障状态下的滚动轴承曲线作为网络输入训练网络最后 3 个全连接层, 最后得到整个训练网络。通过数据验证, 证明所采用的方法与传统的故障诊断方法相比, 能更加智能识别各类故障类别, 并且拥有更高的正确率和良好的泛化能力。

关 键 词: 长短期记忆网络; 迁移学习; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号: TP206+.3; TH133.3 文献标识码: A 文章编号: 1674-8425(2021)01-0083-06

Fault Diagnosis for Rolling Bearing Based on LSTM and Transfer Learning

XIU Jiayun¹, GU Yuhai¹, REN Bin², WANG Hongjun¹

(1. Key Laboratory of Modern Measurement & Control Technology Ministry of Education,

Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;

2. Beijing Institute of Space Long March Vehicle, Beijing 100076, China)

Abstract: At present, the data-driven deep learning fault diagnosis method has been widely studied. However, the fault diagnosis based on deep learning generally needs massive training data. In order to effectively overcome the above problems, this paper proposes an intelligent fault diagnosis method based on Long Short-Term Memory (LSTM) and Transfer Learning. The parameters in the network are first trained using ECG image segment data, and then the rolling bearing curves under normal and various fault conditions are used as network inputs to train the last three fully connected layers of the

收稿日期: 2020-04-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(51975058); 促进高校内涵发展——学科建设专项资助项目(5112011015)

作者简介: 修嘉芸, 女, 硕士研究生, 主要从事信号处理与故障诊断方面研究, E-mail: 821521346@qq.com; 通讯作者 谷玉海, 男, 博士, 教授, 主要从事测控技术及仪器方面研究, E-mail: gyuhai@163.com。

network, and finally the entire training network is obtained. Through data verification, it is proved that compared with the traditional fault diagnosis method, the method adopted in this paper can identify various fault categories more intelligently, and has higher accuracy, good generalization ability and anti-noise performance.

Key words: long short-term memory; transfer learning; rolling bearing; fault diagnosis

滚动轴承是一种应用非常广泛的机械零件,同时也是机器中最容易出现故障的零件之一,如果滚动轴承出现故障,将对整个机械的正常运行产生严重的影响。所以,能够及时、准确地识别滚动轴承故障状态,对保持机器运转的稳定、安全具有重要意义^[1-11]。近几十年来,随着对故障诊断理论研究的不断深入,不同学者提出了各种故障诊断的研究方法,如 BP 神经网络^[1]、概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)^[2]、小波分析^[3]、EMD^[4]、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[5]、奇异值分解(singular value decomposition, SVD)^[6]等。目前基于机器学习的故障诊断方法主要有 Logistic 回归^[7]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[8]以及人工神经网络(artificial neural network, ANN)^[9]、模糊推断^[10]。

近几年,随着人工智能的快速发展,深度学习在图像识别、语音识别等方向的应用日益广泛,同时深度学习在故障诊断领域的应用越来越成为研究的热点^[12]。温江涛等^[13]采用随机高斯矩阵的方法对轴承信号进行变换域压缩采集,并将处理后的信号作为深度神经网络的输入实现故障的智能诊断与识别;张淑清等^[14]采用结合双树复小波(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)与深度信念网络(deep belief network, DBN)的滚动轴承故障诊断的方法,用 DTCWT 对信号进行分解,将获得的能量熵作为故障诊断的特征,利用 DBN 模型对故障类型进行识别。

虽然深度学习在故障诊断领域已经获得了广泛的应用,但是由于深度学习需要大量的训练数据,所以在没有足够数据的情况下难以取得令人满意的结果。并且由于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的初衷是用来对二维

图片进行分类的网络,目前如何将一维时域振动信号转换为二维图像是基于卷积神经网络的研究热点。如 Chang 等^[15]针对局部弱特征信息,提出了一种基于变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)、奇异值分解(singular value decomposition, SVD)和 CNN 的行星齿轮特征提取与故障诊断方法,利用 VMD 将原始振动信号分解为模态分量,将模态矩阵划分为多个子矩阵,利用奇异值分解法将每个子矩阵中包含的局部特征信息提取为奇异值向量。根据各子矩阵的位置构造对应于当前故障状态的奇异值向量矩阵。最后,利用奇异值向量矩阵作为输入训练 CNN,实现了行星齿轮故障状态的识别和分类。实验结果表明,该方法能够有效地提取局部弱特征信息,准确地识别不同的故障。Sheng 等^[16]提出了一种利用 CNN 直接对连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)进行分类的诊断方法。该方法利用小波变换对旋转机械的振动信号进行不同尺度的分解,从而形成小波变换。训练 CNN 进行故障诊断,输入 CWTS。结果表明,该方法能较准确地诊断故障。

由于上述基于深度学习的故障诊断具有 2 个限制,即:海量训练数据、训练数据集内的样本为类似于图片的二维数据。因此,本文中提出一种基于迁移学习和长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)的滚动轴承故障诊断,构建一种 CNN 与 LSTM 结合的深度学习网络,将训练数据输入,对此网络中的相关参数进行训练。然后对此网络进行 fine-tune 调参,调整全连接层与 softmax 层的相关参数,从而完成整个深度学习网络框架。

1 故障诊断模型

滚动轴承故障在时域图中一般是周期性的,

然而每种轴承故障时域图周期是不确定的,因此,所提出的网络应该能够处理这种长度可变的信号。故提出一种 CNN 和 LSTM 相结合的混合式深度学习网络模型,其网络架构见图 1,相关参数见表 1。结构的第 1 层到第 6 层是与池化层连接的卷积层,而第 7 层是 LSTM 层。在网络的最后是一系列全连接层,用于预测输出。卷积层有助于提取空间特征图,随后的 LSTM 层有助于模型捕捉这些特征图中存在的时间动态^[17]。故障的分类取决于通过全连接层的最终 LSTM 单元的输出。

由于心电图数据比较容易获得,故首先使用心电图对图 1 所示模型进行预训练,然后将训练后的模型中的前面的卷积层的参数固定,将滚动

轴承故障数据输入整个网络,只调整后面网络中的全连接层,最后得到完整的网络模型。

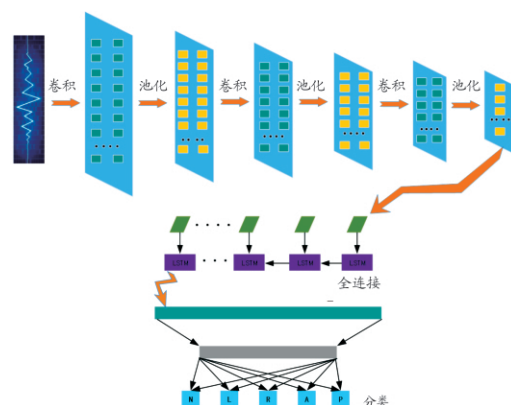


图 1 CNN-LSTM 网络架构框图

表 1 CNN-LSTM 模型相关参数

Layers	Types	Activation function	Output shapes	Kernel size	No. of filters	Stride	No. of trainable parameters
0	Input	—	1 000 × 1	—	—	—	0
1	1D Full convolution without bias	ReLU	1 019 × 3	20 × 1	3	1	60
2	1D Max-pooling	—	509 × 3	2 × 1	3	2	0
3	1D Full convolution without bias	ReLU	518 × 6	10 × 1	6	1	180
4	1D Max-pooling	—	259 × 6	2 × 1	6	2	0
5	1D Full convolution without bias	ReLU	263 × 6	5 × 1	6	1	180
6	1D Max-pooling	—	131 × 6	2 × 1	6	2	0
7	LSTM		20	—	—	—	2 160
8	Fully-connected	ReLU	20	—	—	—	420
9	Fully-connected	ReLU	10	—	—	—	210
10	Fully-connected	Softmax	5	—	—	—	55
Total							3 265

2 实验分析

2.1 实验数据描述

心电图实验数据来源于 PhysioNet 公共数据集^[18],滚动轴承故障实验数据来源于美国凯斯西储大学轴承数据中心的轴承数据集^[19]。其中,在心电图实验数据中,共记录 47 名受试者的 48 份心电图。麻省理工学院波黑分校的每一段记录都以 360 Hz 的频率数字化,并附有 1 组在 R 峰呈现

的节拍标签。这些标签由多个心脏病专家独立标注,并通过相互协商解决诊断上的差异。将不间断的心律失常节拍序列按照对应的心律失常类型进行划分,每个节段只有 1 个心电图节拍类型,相关参数如表 2 所示。由于不同节段之间的样本长度不同,为了使模型的输入长度标准化并减少不必要的训练时间,将较长的片段从末尾任意截短到每个 1 000 个采样点,不足 1 000 个采样点的片段用零填充。累计共截短 2 963 段,补零 13 535 段。

表 2 心电图片段及相应的样本参数

心率节拍 类型	总数 据量	<1 000 个采样 样本数	>1 000 个采样 样本数	采样数 范围
正常	8 245	5 866	2 378	260 ~ 512 780
左束支传导阻塞	344	97	247	260 ~ 364 825
右束支传导阻塞	660	492	168	260 ~ 103 072
房性过早波动	1 004	847	157	260 ~ 18 639
室性期前收缩	6 248	6 233	13	260 ~ 14 012
合计	16 499	13 535	2 963	

滚动轴承数据试验平台包含 1 个 2 hp 的电机 (左侧) (1 hp = 746 W)、1 个转矩传感器(中间)、1 个负载电机以及其他相关元件,采用电火花加工技术在轴承上布置了单点故障,损伤直径为了 0.177 8 mm,损伤深度为 2.794 mm。具体的轴承故障类型和实验结果如表 3 所示。

表 3 轴承故障类型和实验结果

类型	电机转速/(r • min ⁻¹)	损伤尺寸/mm
正常	1 797	0
	1 772	0
	1 750	0
	1 730	0
内圈故障/ 外圈故障/ 滚动体故障	1 797	0.117 8
		0.335 6
	1 772	0.117 8
		0.335 6
	1 750	0.117 8
		0.335 6
	1 730	0.117 8
		0.335 6

2.2 实验数据处理

使用 python 语言和 Tensorflow 框架数据进行处理,计算机的硬件和软件具体配置如表 4、5 所示。

表 4 硬件配置环境参数

硬件	配置参数
CPU	Intel(R) Core(TM) i5-8500@ 3.00GHZ
显卡	NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti
内存	16G
固态硬盘	120G

表 5 软件配置环境参数

软件	配置	作用
操作系统	ubuntu16.04.05 (64 位) 操作系统	电脑操作系统
开发框架	TensorFlow	深度学习框架
开发框架	OpenCV	计算机视觉库
可视化平台	TensorBoard	可视化工具

首先用心电图片段数据对整个网络结构进行训练,为了进一步加快训练过程,对输入数据 Z 值进行归一化,消除偏移效应,并对心电信号幅度进行标准化^[20]。这改善了网络中的梯度下降,从而有助于加快收敛速度。对数据以交叉验证的方式进行训练,将数据十等分,对心电图各节段进行随机混合。90%的心电图片段用于训练 CNN-LSTM 网络,剩下的 10%用于测试系统的性能。为了监控训练过程,防止模型过度拟合,在每个训练周期结束时,使用本次训练中剩下 20% 的未训练数据来验证模型的性能。训练后此网络类间平均准确率为 98.42%,网络模型的训练和验证曲线如图 2 所示。

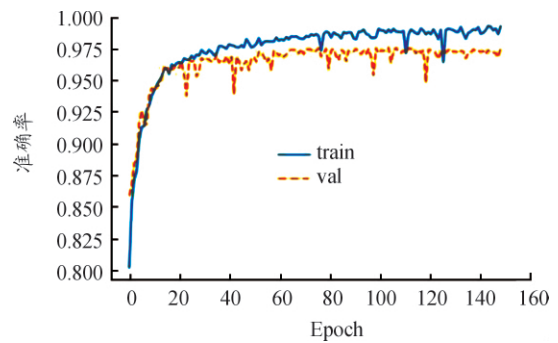


图 2 网络模型的训练和验证曲线

然后将此网络的卷积层和 LSTM 层的参数固定,将轴承数据输入进行训练,只改变连接此网络 LSTM 层的 2 个全连接层的权重以及最后的全连接层的分类类别与数量。按照与上一步骤中相同数据分配方式进行训练,经过 100 轮 epoch 后最终的类间平均准确率为 97.56%,训练准确率曲线如图 3 所示,验证准确率曲线如图 4 所示。

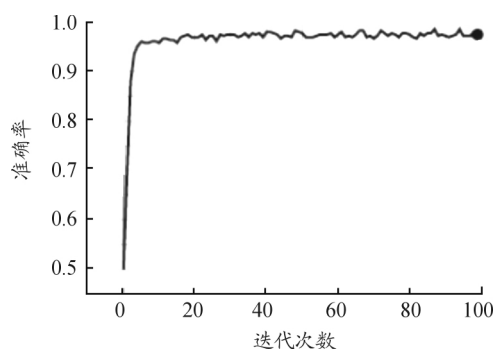


图3 训练准确率曲线

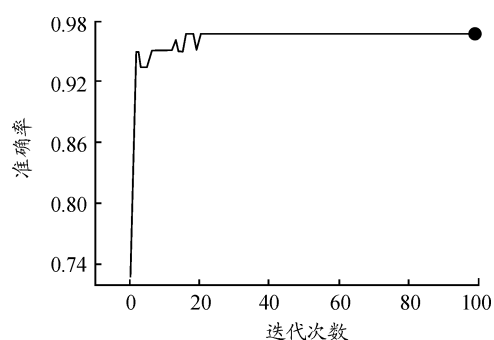


图4 验证准确率曲线

2.3 与传统方法对比测试

为证明本文的方法比传统故障诊断方法更能有效地识别轴承的故障类别,将本文的方法和参考文献[21]中采用 BP 和 PNN 方法的分类准确率进行对比,结果如表 6 所示。

表6 类间平均准确率 %

类型	LSTM + 迁移学习	BP	PNN
正常	100	80	100
内圈故障	96.67	70	90
外圈故障	97.78	75	90
滚动体故障	96	70	95
平均准确率	96.69	73.7	93.7

通过表 6 可以看出,本文中提出的基于 LSTM 与迁移学习的滚动轴承故障诊断方法能够实现很高的准确率。在正常状态图片的正确分类准确率最高,准确率为 100%,这是由于正常状态下的滚动轴承的特征非常明显,容易被 1-D 卷积神经网络的分类器识别。其中内圈故障和滚动故障状态

下的故障相似度较高,在识别过程中混淆相对较多,准确率相对较低,但也达到了 96% 以上。总体故障分类准确率达到 97.69%,能够有效地检测各类故障。然而传统的 BP 和 PNN 方法无论是在单项故障识别效果还是整体故障识别效果都略逊色于本文中所提出的基于 LSTM + 迁移学习的滚动轴承故障诊断方法。

BP 与 PNN 测试结果较差主要是由训练样本不足所导致的,这也是深度学习的缺点之一,随着网络层深度的增加,需要的训练集数据量呈指数型增长,而本文中所设计网络结构中采用的 CNN 与 LSTM 都有权重共用的结构,这使得训练集数据需求量减少。更重要的原因是,本文中使用了一种基于迁移学习的训练方式,先将此网络结构在与目标域训练集有相似特征和相同分布的心电图数据集中进行预训练,然后用目标域数据即少量的轴承振动数据对几个特定的网络层进行训练,这在一定程度上相当于增加了训练集数据量,因此本文中所提出的方法能够获得一个较高的准确率。

3 结论

提出了一种基于 LSTM 与迁移学习结合的智能故障诊断方法,将普通卷积核转化为特定的一维卷积核,并加入长短期记忆网络,以迁移学习的方式进行训练。实验证明:采用的基于 LSTM 与迁移学习的滚动轴承故障诊断方法整体上能够达到 96.69% 的识别准确率,高于传统的 BP 方法的识别准确率 73.7% 和 PNN 方法的识别准确率 93.7%,体现了较好鲁棒性和准确性。说明所采用方法具有可行性,为小样本训练数据集采用 CNN 等深度学习方式进行故障诊断提供了新的思路,在可用的故障振动数据量较少的情况下,运用本文中所述方式同样可以对故障进行分类诊断,并且能够保持一个较高的准确率。

参考文献:

[1] 冯玉芳,卢厚清,殷宏,等. 基于 BP 神经网络的故障诊

- 断模型研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(6): 24-30.
- [2] 李文业, 杨帆, 周亚星, 等. 基于改进 EMD 与 PNN 的汽轮机通流部分故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(6): 1138-1142, 1289-1290.
- [3] NIKOLAOU N G, ANTONIADIS L A. Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets[J]. NDT & E International, 2002, 35(3): 197-205.
- [4] 向丹, 岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(5): 1149-1155.
- [5] LU Chuanqi, WANG Shaoping, MAKIS Viliam. Fault severity recognition of aviation piston pump based on feature extraction of EEMD paving and optimized support vector regression model[J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 67. DOI: 10.1016/j.ast.2017.03.039.
- [6] 冯波. 基于 SVD-PE 的高速列车滚动轴承故障诊断模型[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(7): 108-110, 114.
- [7] 钟鑫. 基于逻辑回归和高斯混合模型的设备故障诊断技术研究与应用[D]. 北京: 北京化工大学, 2010.
- [8] WANG D, PETER W T, GUO W, et al. Support vector data description for fusion of multiple health indicators for enhancing gearbox fault diagnosis and prognosis[J]. Measurement Science and Technology, 2010, 22(2): 025102.
- [9] SHEN C, WANG D, KONG F, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on the statistical parameters of wavelet packet paving and a generic support vector regressive classifier[J]. Measurement Journal of the International Measurement Confederation, 2013, 46(4): 1551-1564.
- [10] WIDODO A, YANG B S. Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2560-2574.
- [11] 郑晓猛, 杜三明, 张永振, 等. 基于 Matlab 计算滚动轴承滚滑接触内部应力分布[J]. 润滑与密封, 2020, 45(7): 52-61.
- [12] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436.
- [13] 温江涛, 闫常弘, 孙洁娣, 等. 基于压缩采集与深度学习的轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 171-179.
- [14] 张淑清, 胡永涛, 姜安琦, 等. 基于双树复小波和深度信念网络的轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2017, 28(5): 532-536, 543.
- [15] LIU Chang, CHENG Gang, CHEN Xihui, et al. Planetary gears feature extraction and fault diagnosis method based on VMD and CNN[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1523.
- [16] SHENG G, TAO Y, WEI G, et al. A novel fault diagnosis method for rotating machinery based on a convolutional neural network[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1429.
- [17] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [18] ABADI M. Tensor flow: A system for large-scale machine learning OSDI 2016.
- [19] LOPARO K A. Bearing Vibration Dataset, Case Western Reserve University [EB/OL]. http://csegroups.case.edu/bearing_data_datacenter/pages/download-data-file.
- [20] LeCun Y. Efficient backProp, Neural Networks: tricks of the Trade[Z]. Springer-Verlag, 1998: 9-50.
- [21] 刘乐, 孙虎儿, 谢志谦. 基于 SVD-LMD 模糊熵与 PNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 机械传动, 2017, 41(3): 172-176, 18.

(责任编辑 林 芳)