DOI:10.19344/j. cnki. issn1671-5276.2024.05.029

基于深度残差网络算法的减速器故障诊断研究

夏丽珍

(河南应用技术职业学院,河南郑州 450042)

摘 要:为了进一步提高对机床不同故障的分类准确率,设计一种深度残差网络。通过对机床振动测试试验台信号预处理分析,优化网络结果并进行故障诊断对比分析。研究结果表明:训练集处理可以使准确率收敛至100%,表明模型没有发生欠拟合情况;测试准确率达到了98.2%以上,表现出非常有益的泛化效果。当行数比列数更少时,随着两者差异的增加,模型的分类准确率显著降低;行数超过列数后,模型达到了更高的分类准确率并保持相对稳定的状态。泛用性验证表明,采用残差网络模型进行滚动轴承信号分类时也可以获得99.51%的准确率。CNN网络比浅层模型表现出了更强的识别性能。ShortCut结构具备明显优越性,有助于网络具备更强识别能力。

关键词:机床;残差网络;故障诊断;振动信号

中图分类号:TH132.46 文献标志码:A 文章编号:1671-5276(2024)05-0140-04

Research on Retarder Fault Diagnosis Based on Deep Residual Network Algorithm

XIA Lizhen

(Henan Vocational College of Applied Technology, Zhengzhou 450042, China)

Abstract: In order to improve the classification accuracy of different faults of machine tools, a deep residual network is designed. Through the signal preprocessing analysis of the machine tool vibration test bench, the network results are optimized and the fault diagnosis is compared and analyzed. The results show that the training set processing can make the accuracy converge to 100%, indicating that the model does not underfit. The test accuracy reaches more than 98.2%, showing a very beneficial generalization effect. When the number of rows is smaller than the of columns, the classification accuracy of the model decreases significantly with the increase of the difference between them. When the number of rows exceeds the one of columns, the model achieves higher classification accuracy and remains relatively stable. The universality verification shows that the residual network model can also achieve 99.51% accuracy in the classification of rolling bearing signals. The CNN network shows stronger recognition performance than the shallow model ResNet. ShortCut structure has obvious advantages, which helps the network to have stronger identification capability.

Keywords: machine tool; residual network; fault diagnosis; vibration signal

0 引言

减速器在汽车控制领域获得了广泛应用,已 经成为动力系统的关键组成部件,但对其运行过 程故障诊断方面的研究文献还很少^[1-5]。考虑到 加速度振动信号内含有机械设备的故障特征,这 使其成为故障分析的一项关键参考指标。胥永刚 等^[6]以双树复小波转换以及 SVM 方法进行分析, 结果发现对4种轴承故障识别时都实现了理想的 性能。深度学习获得更深入研究后,该方法也在 故障诊断领域发挥了更大作用^[7]。曾柯等^[8]以 SVM 为基础设计了一种双子支持向量机的新模 型,同时以该模型完成了齿轮箱不同故障模式的 识别测试,获得了比传统 SVM 方法更高的分类准 确性。陈保家等^[9]在 PSO-SVM 中加入了最大重 叠离散小波包变换边际谱特征,之后对六齿轮故 障模式进行了识别测试,发现可以达到 98%的高 准确率。戚晓利等^[10]利用自适应复合多尺度排 列熵特征进行了分析,同时利用改进特征降维方 法以及灰狼群优化支持向量机来诊断行星齿轮故 障。ALI 等^[11]以经验模态分解方法准确实现了诊 断轴承运行故障的过程,再与卷积网络结合来识 别开源故障数据,获得了较理想的结果。其中, HE 等^[12]利用残差网络,相对 CNN 算法能够对图 像数据进行更高效识别,同时显著提升了分类精 度。ZHAO 等^[13]综合运用小波包转换及残差网 络进行齿轮运行故障识别。但上述文献研究内容 通常建立的是浅层模型,而很少有文献关于深层

基金项目:河南省科技厅项目(222102240010);河南应用技术职业学院校级青年骨干教师项目(2020-GGJS-X005) 作者简介:夏丽珍(1984—),女,河南郑州人,副教授,硕士,研究方向为人工智能,xingye8318gr@163.com。

模型的研究。

为了提升机床故障的分辨精度,本文为机床 振动结构设置了4种机床故障信号,建立了减速 系统的残差网络(residual network, ResNet)故障 分类模型。

1 残差网络模型

采用残差网络进行分析具备下述优势:1)能 够消除深层网络模型在反向传播期间面临的梯度 消散情况,使深层模型更快完成训练过程;2)提升 了实际训练期间的模型收敛效率;3)不必设置全 连接层,大幅减少参数数量^[14]。

图 1 所示为本文建立的残差网络模型。其 中,卷积层数量为 10。因数据集自身也存在一定 的误差,当设置过深网络时将会造成误差的明显 放大,无法获得理想的训练效果,此时需对网络深 度进行合理调节,从而确定最优层数。



图1 残差网络模型

1.1 激活函数

Relu函数属于一类获得广泛使用的激活函数,对应表达式如下:

$$\operatorname{Relu}(x) = \max(0, x) \tag{1}$$

可以利用 Softmax 函数实现多分类输出,计算 式如下:

$$S_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^{n} e^{x_j}}$$
(2)

式中:*S_i*是第*i*类输出样本概率;*x_i*是残差网络第*i* 类样本的输出参数。

1.2 卷积层

卷积层内共含有4个参数,包括卷积核行数、 列数、单次步长与卷积核个数。以二维输入X为 例,将步长设定在1,卷积计算式如下^[15]:

Conv
$$(x)_{i,j} = \sum_{m} \sum_{n} X_{i-m,j-n} K_{m,n}$$
 (3)

式中:X 为输入矩阵;K 为卷积核;m、n 分别代表 卷积核行、列值,图2给出了计算表达式。



图 2 卷积流程图

1.3 残差块

图 3 为残差块分配图,位于右边的 n 值取决 于网络结构^[16]。本文残差网络模型中包含了多 种卷积层参数。



图 3 残差块分配图

残差块卷积核为 3,但在步长和卷积核的个数方面存在差异。在第 2 个残差块中利用步长为 2 的卷积核使输入数据边长降低至初始值的 50%,从而大幅降低模型训练所需的样本个数。 虚伪 Block2 的 Shortcut 建立步长为 2 卷积核输出 计算,能够确保反向传播期间,通过 H(x)计算获 得梯度不接近 0。

2 振动信号测试

2.1 系统结构

减速器振动信号测试实验照片如图 4 所示。 振动信号测试系统由 CZ-50 型制动器、JN338-AE 型转矩传感器、BCE94BK30 型编码器、20E 型 减速器和电机组成。为测试系统配备了伺服电机 为机床提供驱动力,利用磁粉制动器进行加载后 测试转速与转矩。表 1 所示为本文设置的测试 参数。



图 4 减速器振动信号测试实验照片

表 1	上况 参数表
参数	数值
电机转速/(r/min)	400
负载/Nm	0,20,40,60,80,100,120
采样频率/Hz	2 000

2.2 传感器安装

以1C102型贴片加速度传感器进行测试,达 到 20 mV/(m/s²)的精度,其中,0~1 000 Hz 属于 有效频率取值区间,测试量程介于0~100 m/s²之 间。利用胶水将传感器固定在 RV 减速表面区 域,之后对3个不同方向上形成的振动进行测试。 结合测试台的具体结构特点,本实验根据水平轴 向振动状态对故障实施诊断。

3 结果讨论

3.1 分类准确率

本文为各类工况设定了600个振动信号,以 80%构成训练集并测试其余样本。根据以上方式 得到的训练集内训练样本数为100800个,测试 样本数量为4200个。各样本都由1024个样本 构成, 堆叠形成 32×32 的二维集合。再以 GTX1070Ti 显卡训练残差网络,设定1个周期中 包含200个迭代步骤,由此实现测试集准确率分 析。图5所示为分类准确率曲线,对应误差曲线 如图 6 所示。按照学习率为 0.001 条件进行6 000 步训练,再把学习率设定为0.0001。此时通过 图 5和图 6 可以看出,本文设计的残差网络的分 类准确率与交叉熵损失均达到了快速收敛结果, 表现出很高的运行效率。



继续为残差网络实施交叉验证计算,总共进 行3次重复计算,得到如表2所示的结果。对训 练集进行处理可以使准确率收敛至100%,表明该

模型没有发生欠拟合的情况。本次测试的各项指 标测试准确率都达到了98.2%以上,表现出了非 常有益的泛化效果。



图 6 残差网络交叉熵损失图

表 2	分类准确率结果	
18 4	刀天住师十泪不	

单位:%

数据集 -	第1次		第2	第2次		第3次	
	训练	测试	训练	测试	训练	测试	
1	100	98.66	100	98.54	100	98.53	
2	100	97.66	100	99.58	100	97.88	
3	100	98.05	100	98.72	100	98.25	
4	100	97.69	100	97.83	100	97.79	
5	100	98.42	100	98.35	100	98.21	

3.2 不同行列数的影响

在对信号各维度实施转换计算时,由于不同 堆叠模式信号处理会对残差网络卷积层内部结构 造成影响,不同行数下分类准确率结果如表3所 示。由表3可知,随着行数的增加,整体分类准确 率表现出增加的趋势,行数增大能够使分类精度 增大至 99.08%。各类堆叠方式将会引起残差网 络模型预测精度明显改变。当行数比列数更少 时,随着两者差异的增加,模型分类准确率降低; 行数超过列数后,模型达到了更高的分类准确率 并保持相对稳定的状态。因此,建立模型时可选 择行列数作为模型的优化指标。

表 3 不同行数下分类准确率 单位:%

行数 列数		分类准确率			
	1	2	3	4	
8	128	92.08	92.45	92.08	92.17
16	64	94.33	94.52	94.19	95.01
32	32	97.85	98.04	98.15	98.63
64	16	98.96	98.74	99.21	99.18
128	8	99.13	99.42	99.33	99.29

3.3 泛用性验证

虽然可以利用残差网络模型进行机床故障的 准确分类,但该模型也面临着一定限制。为了对 本文设计的残差网络模型进行适应性验证,对不 同类型的减速器振动故障信号开展识别测试,进 行数据集处理时采用与机床故障信号相同形式。

减速器振动信号故障分类准确率结果如表 4 所示。按照表 4 交叉验证方法可以发现,采用残 差网络模型进行减速器信号分类进行训练和测试 时,训练结果达到了 100%,测试准确率结果均在 99.51%以上,表明该残差网络模型满足优异泛用 性能,该网络模型对各类对象与振动信号都可以 准确识别和分类。

数据集	训练集	测试集
1	100	99.71
2	100	99.56
3	100	99.62
4	100	99.51
5	100	99.63

表 4 减速器振动信号故障分类准确率 单位:%

3.4 与其他方法效果对比

5次测试后形成的不同模型下分类准确率结 果如表5所示。以本文减速器振动故障信号进行 测试,CNN模型下得到分类准确率只有70%左 右,而以DNN模型进行分类时则可以获得86.7% 的准确率。与神经网络模型DNN相比,采用深度 学习模型则可以完成减速器故障的精确识别。同 时发现,CNN网络比浅层模型ResNet表现出了更 强识别性能。比较残差网络和CNN分类准确率 发现,以残差网络处理时可以使分类准确率提升 20个百分点以上,该残差网络结构具备明显优 越性。

表 5 不同模型下分类准确率表 单位:%

模型	1	2	3	4	5
CNN	66.26	71.24	68.49	67.96	72.88
DNN	85.16	86.36	87.12	85.25	86.48
ResNet	95.85	96.39	97.46	98.02	97.14

4 LDA 降维分析

将平均池化层输出看成是通过残差网络提取

获得的特征,共包含 512 维数据。考虑到其维数 超过3,因此需对数据实施降维。残差网络 LDA 降维分类结果如表6所示。根据表6可知,复合 故障中包含了更多分类错误。2、4 类型中虽然含 有摆线轮故障,但此类故障较易被准确识别,在实 际分类过程中只形成了少数的分类错误。0、1 类 别中含有分类错误可能是因为测试台结构影响使 测试台振动对行星轮造成了干扰,由此形成噪声 信号,导致分类结果出现错误。总体而言,实际故 障情况存在诸多的影响因素,高维状态下信号很 难诊断,因此降维很有必要,LDA 降维表现出了很 高的精度。

表 6 残差网络 LDA 降维分类结果

实际			类型		
类型	0	1	2	3	4
0	727	5	0	0	0
1	3	702	0	7	3
2	1	1	685	1	1
3	2	9	1	543	2
4	1	1	0	2	713

5 结语

1)训练集处理可以使准确率收敛至100%, 表明模型没有发生欠拟合情况;测试准确率都达 到了98.2%以上,表现出了非常有益的泛化 效果。

2)当行数比列数更少时,随着两者差异的增加,模型分类准确率显著降低;行数超过列数后, 模型达到了更高的分类准确率并保持相对稳定的状态。

3) 泛用性验证表明, 采用残差网络模型进行 滚动轴承信号分类时也可以获得 99.51% 的准 确率。

4) CNN 网络比浅层模型 ResNet 表现出了更 强识别性能。ShortCut 结构具备明显优越性,有 助于网络具备更强识别能力。

参考文献:

- [1] 张小丽,陈雪峰,李兵,等. 机械重大装备寿命预测综述[J]. 机械工程学报,2011,47(11):100-116.
- [2] 何卫东,李力行,徐永贤,等. 高精度 RV 传动的受力 分析及传动效率[J]. 机械工程学报,1996,32(4): 104-110.

(下转第154页)

参考文献:

- [1] JIAN F U , MARE J C , YU L M, et al. Multi-level virtual prototyping of electromechanical actuation system for more electric aircraft [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 146(5):30-51.
- [2] CANCIELLO G, CAVALLO A, LO SCHIAVO A, et al. Multi – objective adaptive sliding manifold control for more electric aircraft [J]. ISA Transactions, 2020, 107: 316-328.
- [3] 宋益明,胡柏安,尹可,等. 直升机尾桨电传动系统关 键技术分析[J]. 航空动力,2020(1):24-26.
- [4] 朱方晨,毕颖,周燕飞,等. 摆线副结构永磁复合电机
 的设计与分析[J]. 机械制造与自动化,2022,51(1):
 192-194,224.
- [5] VILLANI M, PARASILITI F, TURSINI M, et al. PM brushless motors comparison for a Fenestron © type helicopter tail rotor [C]//2016 International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM). Capri, Italy: IEEE, 2016: 22-27.
- [6] ZHANG Y, JIANG C, WANG Y, et al. Design and application of an electric tail rotor drive control for helicopters with performance tests [J]. Chinese Journal

of Aeronautics, 2018, 146(9):20-27.

- [7] BOOKER J D, YON J, WILLIAMSON S, et al. Development of a power generation system and quadruplex direct electric drive for a helicopter tail rotor[C]//Proceedings of the AIAA Scitech 2020 Forum. Orlando, FL. Reston, Virginia: AIAA, 2020: 0118.
- [8] 鄂春晖. 直升机机身轻量化技术研究[D]. 沈阳:东北 大学,2014.
- [9] 杨莉,戴文进. 电机设计理论与实践[M]. 北京:清华 大学出版社,2013.
- [10] 郑军强,赵文祥,吉敬华,等.分数槽集中绕组永磁电 机低谐波设计方法综述[J].中国电机工程学报, 2020,40(增刊1):272-280.
- [11] 刘毓希,李立毅,曹继伟,等.短时高过载永磁同步电 机电磁热研究[J].电工技术学报,2019,34(11): 2296-2305.
- [12] 陈益广,潘玉玲,贺鑫. 永磁同步电机分数槽集中绕 组磁动势[J]. 电工技术学报,2010,25(10):30-36.

收稿日期:2022-10-26

(上接第 143 页)

- [3] 张大卫, 王刚, 黄田, 等. RV 减速机动力学建模与结构参数分析 [J]. 机械工程学报, 2001, 37(1):69-74.
- [4] 陈李果,彭鹏,汪久根,等. RV 减速器试验装置研制 及测试分析[J]. 机械传动,2017,41(11):92-96.
- [5] ROCCHETTA R, BROGGI M, HUCHET Q, et al. Online Bayesian model updating for structural health monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 103:174-195.
- [6] 胥永刚,孟志鹏,陆明.基于双树复小波包变换和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2014,29(1):67-73.
- [7] 申中杰,陈雪峰,何正嘉,等. 基于相对特征和多变量 支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 机械工程 学报,2013,49(2):183-189.
- [8] 曾柯,柏林.齿轮箱故障非线性特征测度及状态 TWSVM 辨识研究[J].振动与冲击,2018,37(15): 179-184,198.
- [9] 陈保家,黄伟,李立军,等.最大重叠离散小波包变换 边际谱特征在齿轮故障诊断中的应用[J].西安交通 大学学报,2020,54(2):1-9.
- [10] 戚晓利,王振亚,吴保林,等. 基于 ACMPE、ISSL-Isomap 和 GWO-SVM 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 航空动力学报,2019,34(4):744-755.
- [11] ALI J B, FNAIECH N, SAIDI L, et al. Application of

empirical mode decomposition and artificial neural network for automatic bearing fault diagnosis based on vibration signals [J]. Applied Acoustics, 2015, 89: 16-27.

- [12] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016:770-778.
- [13] ZHAO M H, KANG M, TANG B P, et al. Deep residual networks with dynamically weighted wavelet coefficients for fault diagnosis of planetary gearboxes [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65 (5): 4290-4300.
- [14] 谢祥颖,刘虎,王栋,等. 基于深度残差网络的光伏故 障诊断模型研究[J]. 计算机工程与科学,2021, 43(12):2223-2230.
- [15]徐卓飞,武丽花,黄卿,等.基于深度残差网络的滚动 轴承故障诊断方法[J].机械设计与研究,2021, 37(3):78-83.
- [16] 彭彬森,夏虹,王志超,等. 深度神经网络在滚动轴承 故障诊断中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021,53(6):155-162.

收稿日期:2023-03-03

· 154 ·