

基于卷积神经网络的机床健康管理系统研究

张林琦,唐敦兵,朱海华,刘长春,王震
(南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

摘 要:针对机床设备的健康管理问题,提出基于卷积神经网络的预测性维护手段,并立足于生产过程中机床设备的运行数据,对所搭建的卷积神经网络模型进行相应的训练与测试。与其他常见机器学习模型相比,该模型具有更高的准确率与稳定性。基于搭建的网络模型设计完成机床健康管理系统,实现机床设备的故障预测与健康管理。

关键词:机床;故障预测;健康管理;卷积神经网络

中图分类号:TP183 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)05-0122-05

Reserch of Machine Tool Health Management System Based on Convolutional Neural Network

ZHANG Linqi, TANG Dunbing, ZHU Haihua, LIU Changchun, WANG Zhen
(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: With regard to the health management of machine tools, proposes a predictive maintenance method based on convolutional neural network. The corresponding model is trained and tested in light of the operation data of the machine tool. Compared with other common machine learning models, the proposed model is more accurate and stable. The machine tool health management system based on the model is finally built to realize the fault prediction and health management of machine tools.

Keywords: machine tool; fault prediction; health management; convolutional neural network

0 引言

机床是工业的母机,是制造业的根本所在。在实际生产过程中,机床的故障严重制约了生产效率,甚至威胁着操作人员的人身安全。传统的事后维修手段无法预防故障的发生,而计划性维护策略则会对企业的经济效益产生较大影响。鉴于此,高宏力等^[1]研究提出了针对于数控机床的故障预测和健康管理(prognostics and health management, PHM)方法。

PHM方法一般包括数据采集、数据预处理、数据特征提取、故障诊断、故障预测以及健康管理^[2]。PHM方法以预测技术为核心,其关键在于搭建合适的智能算法模型以实现设备数据中特征状态地提取。

近些年来,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在图像识别领域获得了巨大的成功^[3-4],其优异的特征提取能力也越来越受到故障预测领域研究人员的关注。CHEN Z Q等^[5]首次将卷积神经网络应用于PHM技术,对齿轮箱的振动信号进行采集、预处理,以作为卷积神经网络的输入,经过训练的模型获得了高达97.5%的识别准确率。李恒等^[6]采用短时傅里叶变换对轴承振动信号进行预处理,然后将其输入卷积神经网络中进行训练,最后将训练好参数的卷积神经网络模型应用于

测试集,获得了良好的识别结果。李涛等^[7]使用粒子群优化算法对卷积神经网络模型中的关键参数进行优化,将二维时频图像输入优化后的深度学习模型,对旋转机械的相应故障进行诊断,也获得了较高的稳定性与准确率。

上述的众多研究探讨了卷积神经网络应用与旋转机械故障诊断的可行性,但是鲜有将其应用于实际的车间生产过程中。因此本文采用卷积神经网络这一典型的深度学习模型,对智能制造车间中的机床设备进行故障预测与健康管理,并开发了机床健康管理系统,以期实现对实际生产制造车间中各机床设备进行健康管理。

1 卷积神经网络方法概述

典型的卷积神经网络具有交替设置的卷积层和池化层,以及最后的拉直层和全连接层。

卷积计算是一种常用的特征提取方法。二维卷积计算通常使用一个正方形的卷积核按照指定的步长在输入特征图上进行滑动。每滑动一个步长卷积核就会与输入特征图出现一个新的重合区域,将重合区域内对应元素的乘积求和并加上相应偏置项即可得到输出特征图上对应的像素值。图1为二维卷积计算的示意图。如果输入特征图是三通道彩色图,则需要进行三维卷积计算。在进行三维卷积计算时,通常使用 $3 \times 3 \times 3$ 或者 $5 \times 5 \times 3$ 的卷积核

基金项目:国家自然科学基金项目(52075257);国家重点研发计划项目(2020YFB1710500);江苏省重点研发计划项目(BE2021091);成飞-南航“智汇蓝天”校企协同育人项目(2022QYGCJSJ40;CF202206)

第一作者简介:张林琦(2000—),男,河南南阳人,硕士研究生,研究方向为预测性维护、增强现实、工业大数据, zllq@nuaa.edu.cn。

以保证卷积核的深度与输入特征图相同,其他步骤与二维卷积计算类似。

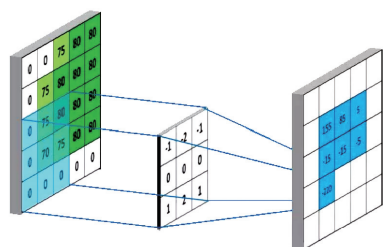


图1 二维卷积计算示意图

采用 sigmoid 函数的卷积层数学模型可表述如下:

$$a_j^l = \sigma \left(\sum_{i \in M_j} a_i^{l-1} \times \omega_{ij}^l + b_j^l \right) \quad (1)$$

式中: a_j^l 为第 l 层第 j 个神经元的输出; a_i^{l-1} 为 $l-1$ 层第 i 个神经元的输出; M_j 为输入特征图; l 表示第 l 层神经网络; ω 为权重矩阵; b_j^l 为 l 层上第 j 个神经元的偏置值; σ 为激活函数。

池化操作的实质其实是一种采样操作,常用于减少卷积操作后网络中的特征数据量,也可在一定程度上改善模型的过拟合。池化操作通常采用最大值池化或平均值池化,本文采用最大值池化,池化层的数学模型表述如下:

$$a_j^l = \sigma(\beta_j^l \text{pool}(a_i^{l-1}) + b_j^l) \quad (2)$$

式中: $\text{pool}()$ 为池化函数; β 为网络乘性偏置。

输入的数据经多次卷积、池化操作后经拉直层进入一个全连接神经网络,以最终实现对输入信号的分类功能。全连接神经网络中的最后一层往往使用 Softmax 函数。Softmax 函数可以使神经网络最终的输出值映射到 $[0, 1]$ 之间,其函数表达式如下所示。

$$f(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^N e^{z_j}} \quad (3)$$

式中: z_i 为输出层上层第 i 个神经元的输出值; N 为分类的类别数。

2 CNN 故障预测模型

2.1 数据采集与预处理

本文选择了生产过程中的几种典型加工设备作为数据采集对象,各设备的详细信息如表 1 所示。每种设备均设置 3 种故障模式——主轴前端轴承滚子故障、主轴前端轴承内圈故障、主轴后端轴承滚子故障。使用电火花加工技术对相应轴承进行单点破坏加工。

表1 各设备详细信息

设备	型号	数控系统
设备 1	KC6S	SIEMENS 828D BASIC
设备 2	KX3	FAUNC Oi-MD
设备 3	KX3	FAUNC Oi-MD

针对每一台设备,采集时在主轴前端轴承座附近、主轴后端轴承座附近、主轴箱体中间位置各放置 1 个 CYT9200 一体化振动传感器,如图 2 所示(以设备 2 为

例)。分别在正常运行状态与 3 种故障模式下对设备进行数据采集,采集时电机近似转速为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz,针对一台设备,每种状态下采集 120 000 个样本点。采集到机床各状态下的信号时域图如图 3 所示(以设备 2 为例)。

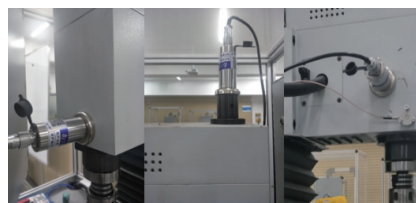
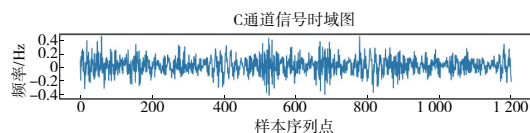
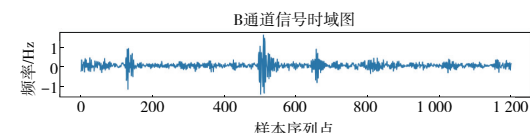
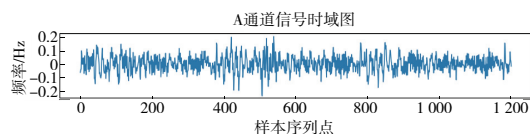
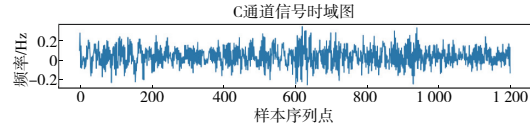
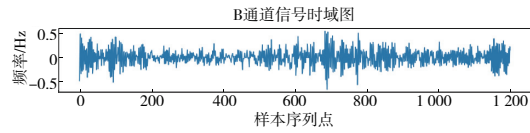
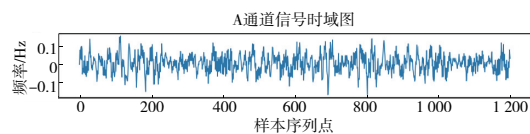


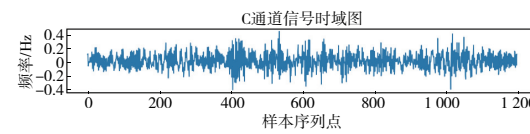
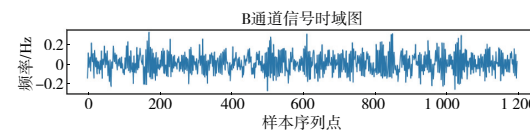
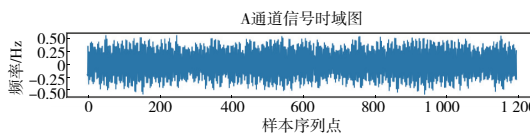
图2 设备2传感器布局图



(a) 主轴前轴承滚子故障



(b) 主轴前轴承内圈故障



(c) 主轴后轴承滚子故障

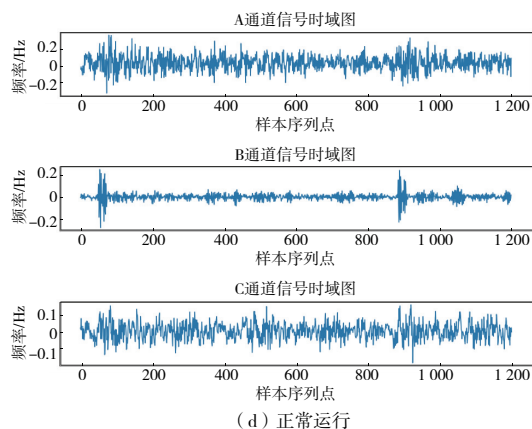


图3 设备2部分数据集时域图

数据集中的异常值也叫离群点,往往由采集过程中的随机因素产生,这部分数据会对特征提取模型的训练与测试造成一定的影响。本文采用 3σ 原则对原始数据集中的异常值进行处理。

归一化可以加快模型的收敛,常用的归一化方法有

min-max 归一化与 z-score 归一化两种,本文采用 min-max 归一化方法对数据集进行归一化处理,其转换方法如下所示。

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4)$$

式中: x^* 为转换后的数据; x 为转换前的数据; $x_{\min}$ 为转换前数据集中最小的数据; $x_{\max}$ 为转换前数据集中最大的数据。

由于神经网络训练、测试时的数据均需要有相应的标签值,因此有必要提前构建相应具有标签值的数据集。每个设备 1 种状态下的数据集构成为 $120\,000 \times 3$,共 4 种状态,总数据集构成为 $480\,000 \times 3$ 。据采样时的主轴转速与采样频率可得主轴转动一周所产生的样本点数量约为 400 个。故将数据以 400 个连续数据为一组,整合为时间序列数据^[8],故处理后总数据集数据形式为 $1\,200 \times 20 \times 20 \times 3$ 。按照 5:1 的比例划分训练集与测试集。

2.2 卷积神经网络模型设计

本文中采用 5 次卷积计算对数据进行特征提取。5 次卷积计算具体信息如表 2 所示。

表2 卷积计算具体信息

卷积计算次数	卷积核数量	卷积核大小	卷积核单次移动步长	激活函数	池化方法	池化核大小	池化核单次移动步长
1	4	10×10	1	Relu	最大值池化	3×3	2
2	4	5×5	1	Relu	最大值池化	3×3	2
3	8	3×3	1	Relu	—	—	—
4	8	3×3	1	Relu	—	—	—
5	8	3×3	1	Relu	最大值池化	3×3	2

卷积计算完成后经拉直操作将提取出的特征送入全连接层,然后通过全连接层对提取出的特征进行分类以实现故障诊断的功能。本文中全连接层共两层,第一层共有 64 个神经元,激活函数使用 Relu 函数,第二层共 4 个神经元,激活函数使用 Softmax 函数。

2.3 预测网络训练

训练时输入 1 000 个维度为 $20 \times 20 \times 3$ 的数据,设置 1 次训练所选取的样本数为 32,数据集迭代次数为 5 次,优化器选择 RMSProp 优化器,损失函数选择交叉熵损失函数,交叉熵损失函数的表达形式如式(5)所示。

$$C = -\frac{1}{n} \sum_x [y \ln a + (1 - y) \ln (1 - a)] \quad (5)$$

式中: n 为样本数量; x 表示输入样本; y 表示期望值; a 表示模型的输出值。

如图 4 所示,随着迭代次数的增加,测试准确率不断增加,损失函数值逐渐减小,且两者在训练过程中均为增加趋势,这说明 5 次的迭代次数未造成模型的过拟合。

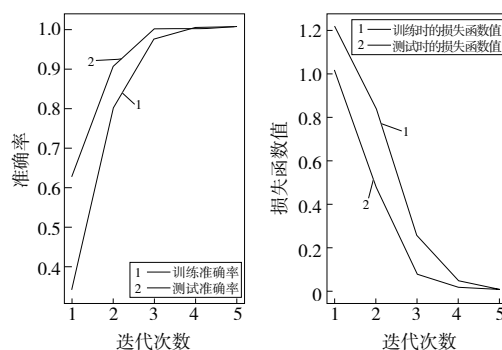


图4 训练过程示意图

2.4 结果分析

测试时每次输入 200 个维度为 $20 \times 20 \times 3$ 的数据,在 5 次试验中,搭建的卷积神经网络模型测试正确率如图 5 所示。为了验证所提方法的特征提取和故障诊断能力,本文将所搭建模型与支持向量机模型、一维卷积神经网络模型

进行了对比,以上模型参数基于一些通用设计准则^[9-10]设计。

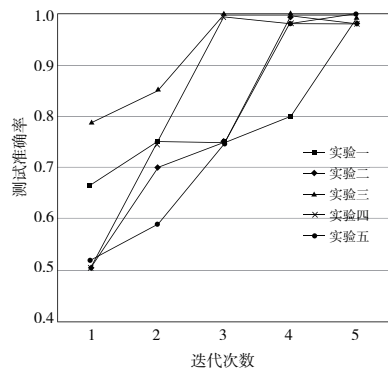


图5 测试结果

测试得到以上3种模型的5次平均准确率如表2所示。支持向量机模型的分类准确率最低,为90.54%,一维卷积神经网络的分类准确率次之,为95.68%,本文所采用的网络模型分类准确率为98.90%。

表3 各模型平均准确率 单位:%

模型名称	平均准确率
支持向量机	90.54
一维 CNN	95.68
所提方法	98.90

可以看出,与本文的网络模型相比,传统的支持向量机模型无法近似高维复杂函数,且人为提取特征引入了误差环节,准确率较低;一维卷积神经网络无法涵盖信息全貌,分类准确率也有待提高。本文所采用的卷积神经网络模型对信息的特征提取与分类能力较强,可以用于PHM系统的故障诊断与预测。

3 系统总体设计与功能介绍

立足于本文搭建的卷积神经网络模型,本文开发了机床健康管理系统。系统由用户层、服务层和设备层三部分组成。用户层即使用端的图形化操作界面,服务层为云端的数据库与计算平台,设备层为生产车间的相应设备。

机床健康管理系统主要由中央处理功能模块、数据监测功能模块、信息查询功能模块组成。各模块具体功能及系统执行流程如图6所示。

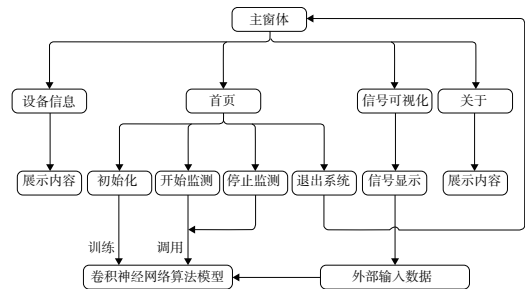


图6 各模块具体功能及系统执行流程

3.1 中央处理功能

当设备层各设备首次连接至机床健康管理系统时,系统会使用设备历史运行数据对相应的卷积神经网络模型进行训练,进而实现系统的初始化。初始化完成之后,系统将对机床的实时运行数据进行采样,采样频率为12 kHz,每隔1 s选取400个样本点输入搭建好的模型以评测当下机床的运行状态,实现故障诊断与预测功能。若检测到机床运行状态异常,系统将调用专家知识库,结合故障预测结果给出相应的健康管理策略。如图7所示。



图7 故障预测与健康管理系统

3.2 数据监测功能

数据监测功能便于操作者查看各设备的实时输出数据,从而对设备的运行状态进行一定的感性判断,进而辅助系统的故障预测功能。在数据监测界面中,操作者通过点击相应设备下的按钮即可查看该设备当前各通道输入信号的时域图,如图8所示。

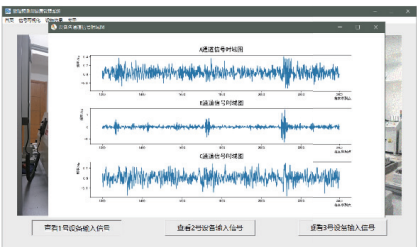


图8 数据监测功能

3.3 信息查询功能

信息查询功能展示了当前生产车间中各设备的型号、维修手册等信息,以便于操作者结合中央处理功能给出的故障预测结果及健康管理策略对设备进行预测性维护。信息查询界面如图9所示。

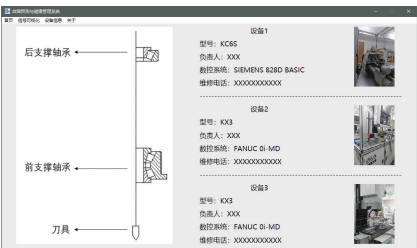


图9 信息查询界面

4 结语

本文针对机床设备的故障预测与预测问题,提出了基于卷积神经网络的机床健康管理模型。该模型利用卷积神经网络的特征提取能力对输入的特征数据进行有效分类以实现故障的诊断,之后系统根据故障诊断结果调用相应的专家系统知识库给出相应的健康管理策略,最终实现健康管理的功能。从测试的结果来看,该系统可以胜任对机床设备的故障诊断与健康管理,除此之外,图形化窗口界面极大地改善了用户的使用体验,从而使得该系统具有较高的实用价值。

参考文献:

- [1] 高宏力,刘庆杰,黄柏权,等. 数控机床故障预测与健康管理关键技术[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(10): 2217-2226.
- [2] 陈志强,陈旭东, José Valente de Oliveira, 等. 深度学习在设备故障预测与健康管理中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 206-226.
- [3] SMIRNOV E A, TIMOSHENKO D M, ANDRIANOV S N. Comparison of regularization methods for ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. AASRI Procedia, 2014, 6: 89-94.

- [4] 卢宏涛,张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 1-17.
- [5] CHEN Z Q, LI C, SANCHEZ R V. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks[J]. Shock and Vibration, 2015, 2015: 1-10.
- [6] 李恒,张氢,秦仙蓉,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19): 124-131.
- [7] 李涛,段礼祥,张东宁,等. 自适应卷积神经网络在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2020, 39(16): 275-282, 288.
- [8] ZHANG Y L, WANG Y C, LUO G M. A new optimization algorithm for non-stationary time series prediction based on recurrent neural networks[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 102: 738-745.
- [9] SZEGEDY C, VANHOUCHE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE Computer Society, 2016: 2818-2826.
- [10] BERGSTRA J S, BARDENET R, BENGIO Y, et al. Algorithms for hyper-parameter optimization[J]. Advances in neural information processing systems, 2011, 24: 2546-2554.

收稿日期: 2022-03-23

(上接第 121 页)

比。此外,第二颗磨粒的轴向力大于第一颗磨粒,这是由于在第一次切削时,磨粒受到材料左右两侧的挤压力,而在第二次切削时,由于磨粒一侧切削的材料多,而另一侧切削的材料少,两侧产生的挤压力不平衡,导致磨粒产生偏移以及存在于已加工工件表面的残余应力所致,从而形成较大的轴向力。

4 结语

采用 ABAQUS 软件对单颗磨粒的干涉现象进行仿真分析,磨粒在塑性材料的去除过程中,当磨削深度接近临界切削深度时,工件材料会发生严重的塑性变形,形成较大的侧向流动,工件材料在磨粒的挤压下沿磨粒两侧隆起以及堆积在磨粒前端,且已加工工件表面存在一定残余应力。对磨削力监测发现第二颗磨粒的法向力、切向力以及轴向均大于第一颗磨粒,但是与切削截面的面积比不成正比。

参考文献:

- [1] 宿崇,丁江民,许立,等. 单颗立方氮化硼磨粒切削特性及工件材料变形行为的微观力学分析[J]. 兵工学报, 2012, 33(4): 425-431.
- [2] BARGE M, KERMOUCHE G, GILLES P, et al. Experimental and numerical study of the ploughing part of abrasive wear[J]. Wear, 2003, 255(1/2/3/4/5/6): 30-37.
- [3] GUERRINI G, BRUZZONE A A G, CRENNNA F. Single grain

grinding: an experimental and FEM assessment[J]. Procedia CIRP, 2017, 62: 287-292.

- [4] YAN L, JIANG F, HU Z W, et al. Numerical simulation of single grit cutting[J]. Key Engineering Materials, 2013, 589/590: 188-193.
- [5] YAN L, ZHOU Z X, JIANG F, et al. Grain-workpiece interaction study of grinding process through single grain cutting simulation[J]. Key Engineering Materials, 2010, 431/432: 269-272.
- [6] 黄熙程,苏宏华,何静远,等. 单颗磨粒超声振动辅助划擦 C/SiC 复合材料三维有限元仿真[J]. 机械制造与自动化, 2022, 51(1): 98-100, 112.
- [7] ÖPÖZ T T, CHEN X. Experimental investigation of material removal mechanism in single grit grinding[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2012, 63: 32-40.
- [8] AXINTE D, BUTLER-SMITH P, AKGUN C, et al. On the influence of single grit micro-geometry on grinding behavior of ductile and brittle materials[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2013, 74: 12-18.
- [9] JOHNSON G R, COOK W. A constitutive model and data for metals subjected to large strains, high strain rates and high temperatures[C]. Hague: Proceedings of the 7th International Symposium on Ballistics, 1983: 541-547.
- [10] JOHNSON G R, COOK W H. Fracture characteristics of three metals subjected to various strains, strain rates, temperatures and pressures[J]. Engineering Fracture Mechanics, 1985, 21(1): 31-48.

收稿日期: 2022-04-18