

基于概率神经网络的机床健康评估方法研究

范伟¹,冷晟¹,付有为¹,吴尚霖²,孙晓红²

(1. 南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016; 2. 中国航天科工南京晨光集团,江苏 南京 210006)

摘要:为有效地评估机床的健康状态,制定合理的维护与维修策略,提出一种基于概率神经网络的健康评估方法。采集不同加工状态下的主轴振动信号,进行特征提取与归一化处理,获取特征向量;基于PNN识别当前的加工状态,并将特征向量与该加工状态下的训练样本进行基于高斯核函数的相似度计算,评估机床的健康状态。验证实验表明:该方法能够有效地识别机床加工状态与健康状态。同时,引入Kafka与Storm技术,验证该方法对机床实时健康评估的可行性。

关键词:健康评估;PNN;数据采集;特征提取

中图分类号:TP274 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2023)02-0123-04

Study of Machine Tool Health Assessment Method Based on PNN

FAN Wei¹, LENG Sheng¹, FU Youwei¹, WU Shanglin², SUN Xiaohong²

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. China Aerospace Science and Industry Nanjing Chenguang Group, Nanjing 210006, China)

Abstract: In order to evaluate effectively the health status of machine tools and formulate reasonable maintenance and repair strategies, a health evaluation method based on probabilistic neural network is proposed. Spindle vibration signals are collected in different processing states to perform feature extraction and normalization processing, so as to obtain feature vectors. Based on PNN, the current processing state is identified, the similarity between the feature vector and the training sample in the processing state is calculated based on Gaussian kernel function, and the health status of the machine tool is evaluated. Validation experiments show that proposed method can effectively identify the machining status and health status of the machine tool, and whose feasibility in real-time health assessment of machine tools, meanwhile, is verified with the introduction of Kafka and Storm technologies.

Keywords: health assessment; PNN; data acquisition; feature extraction

0 引言

数控机床广泛应用于工业领域,其运行状态和企业生产进度息息相关。主轴是数控机床的关键部件,其健康状态直接影响机床的加工质量与生产效率^[1]。通过对机床主轴实施有效的健康评估,可以深入了解机床的健康状况,制定合理的维护与维修策略,减少机床的故障率,提高机床的使用效率。

迄今为止设备健康评估方法可分为两类^[2]。第一类是基于模型的健康评估方法。通过建立能够描述被观测对象的物理特性和失效模式的数学模型,实现对其健康状态进行评估和判断^[3-4]。然而,由于建立模型需要的参数太多,开发一个可靠的物理模型是极其困难的。第二类是数据驱动的基于人工智能的健康评估方法。基于传感器测得的数据、人工记录的数据、运行历史数据等,利用人工智能的方法可对设备进行健康评估。随着物联网和大数据技术的发展,此类方法在近年来被广泛使用。主要包括深度信念网络、支持向量、模糊变权理论和贝叶斯网络模型^[5-7]等多种方法。这些方法用来评估机床的健康状态会存在一些问题:1)在建立健康评价体系时,主观因素较

大;2)这些方法大多从设备故障的角度评估设备的健康状态,但是数控机床的故障样本较少,无法建立有效的评估模型。因此,以上方法不适用于数控机床的健康状态评估。

机床从健康到异常是一个性能逐步退化的过程。概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)是建立在贝叶斯分类和Parzen窗方法上的一种并行算法,利用概率神经网络的相似度可以刻画出机床性能的退化规律。因此,本文提出了一种基于PNN的机床健康评估方法,采集主轴振动信号,通过特征提取与归一化等方法对信号进行预处理,采用PNN实现加工状态的识别与健康状态的评估。同时引入Kafka与Storm技术,以解决在工作状态中实时进行机床健康评估的问题。

1 健康评估方法

机床主轴是数控机床的关键部件,在加工过程中发挥着重要的作用,其健康状况直接影响机床的生产效率与加工精度。因此,为了降低加工过程中发生故障的可能性,保证机床的加工精度与生产效率,需要对主轴的健康状态进行评估。

主轴的振动包含着主轴运行过程中的多种信息,比如主轴异常的发生、主轴性能的退化和主轴自身的振动等。在加工过程中,主轴一旦产生异常振动,都会影响加工质量。因此,需要对主轴的振动进行监测,并根据振动信息评估当前的健康状况。

本文基于概率神经网络的相似度来评估机床的健康状态。首先需要完成概率神经网络的训练,在训练网络时,网络直接存储训练样本作为网络的模式样本矩阵,不需要进行修改,只需要对平滑因子 σ 进行调整,过程较为简单。获取到训练好的网络模型之后,通过采集卡和三向加速度传感器采集主轴振动信号,对振动信号进行特征提取并进行归一化处理,得到14维的特征向量。将特征向量输入进训练好的网络模型,基于PNN识别出当前的加工状态。将特征向量与该加工状态下的模式样本矩阵即训练样本进行基于高斯核函数的相似度计算,进而演化出健康指数,评估当前机床的健康状态。

该方法需要机床加工的零件种类不发生变化,如果加工新的零件则需要重新训练网络。本文针对某厂中的一条产线,该产线长期生产几种固定的零件,因此该方法适用于这种加工状况。对于加工零件经常变化的加工状况,可以通过加工固定的样件来进行健康评估。

2 健康评估关键技术

2.1 数据预处理

原始的振动信号杂乱无章,很难直接提取出有效信息,数据预处理能够有效地提取数据的关键信息,更快速地完成网络模型的构建。本文提取时域、频域信号构成14维特征向量并进行 L_2 范数归一化处理。

2.2 概率神经网络理论

概率神经网络是由SPECHT D F博士提出的一种人工神经网络^[8]。其是在径向基函数(radial basis function, RBF)网络的基础上,融合了密度函数估计和贝叶斯决策理论发展出来的一种前馈神经网络,具有训练容易、收敛速度快、适合实时处理、分类能力强等优点^[9]。

概率神经网络由输入层、模式层、求和层和输出层4层组成,其基本结构如图1所示。

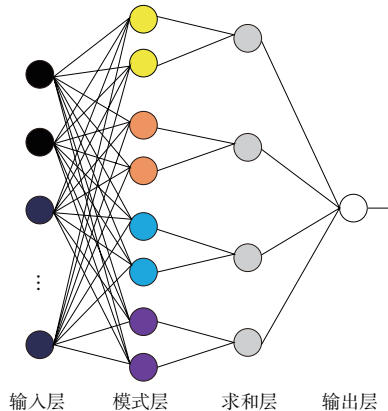


图1 PNN网络结构

第1层为输入层,用于接收经过特征提取与归一化之后的振动信号特征向量,并将数据传递给模式层,神经元个数与输入的特征向量维数相等,都是14个。

第2层为模式层,该层接收输入层的样本输入,神经元个数与训练样本个数相同,共8个。如图1所示,训练样本共有4类,对应4种不同的加工状态,每类有2个样本。每一个模式层的神经元节点拥有一个中心,每一个中心对应一个训练样本,计算输入与训练样本的欧式距离,最后返回一个标量值。该层采用代替S型函数的非线性运算 $\exp[(Z_i-1)/\sigma^2]$ 作为激活函数。

第3层为求和层,求和层对同一类加工状态下的概率按式做加权平均:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^{L_i} \varphi_{ij}}{L_i}$$

式中: v_i 为第 i 类神经元的输出; L_i 为第 i 类的神经元个数。求和层的神经元个数与类别数 M 相同。

第4层为输出层,它接收求和层的输出,根据求和层输出的概率大小进行判断后,输出最大概率的加工状态。

2.3 基于高斯核函数的相似度计算

机床加工状态的相似度计算,是通过该加工状态下的振动特征向量 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_{14}\}$ 与该加工状态下的训练样本矩阵 \mathbf{Q} 进行基于高斯核函数的相似度计算,作为健康评估的指标。

$$d(\mathbf{X}, \mathbf{Q}) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} \sigma^d \times K} e^{-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{X}_{Qk}\|^2}{2\sigma^2}}$$

式中: d 表示训练样本的维数14; σ 表示平滑因子; K 表示训练样本个数; $\mathbf{X}_{Qk}(k=1, 2, \dots, K)$ 表示训练样本矩阵中的第 k 个样本。

2.4 概率神经网络训练

概率神经网络的训练较为简单,只需要调节平滑因子 σ 来提高模型的准确率。图2是网络训练的流程,利用三向加速度传感器(PCB356A16)与采集卡(NI9234)采集多种加工状态下的主轴原始振动信号,对采集的振动信号进行时域与频域的特征提取并进行归一化处理,得到14维的特征向量,获得训练样本和测试样本;将训练样本作为网络的模式样本矩阵,通过不断调试平滑因子,使模型的准确率达到目标要求,完成网络模型的构建;最后,将测试样本输入网络模型,验证网络的准确性。

2.5 健康状态分级

大多数文献中对设备状态的描述就是健康或者故障,忽略了设备从健康到故障是一个逐渐劣化的过程^[10-11],本文采用健康状态等级来描述机床不同的健康状态。机床的健康状态的划分需要符合人们的认知习惯,同时需要让机床管理人员能根据健康状态了解到机床实际的运行状况,常采用的是等级标度法^[12]。本文参照相关的评价标准及专家经验^[13],将机床的健康状态划分为4个等级,如表1所示。

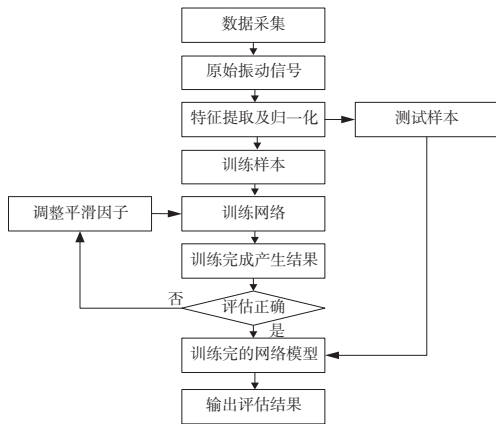


图2 网络训练流程

表1 健康状态分级

相似度	健康状态	运行情况描述
≥0.85	健康	各项指标好,设备运行状态好
0.7~<0.85	亚健康	各项指标合格,设备运行状态良好
0.55~<0.7	劣化	各项指标不合格,设备运行状态异常
<0.55	故障	指标偏离安全区域,无法正常运行

3 实验验证

3.1 实验配置

实验选择西门子四轴机床作为健康评估对象,实验配置如图3所示。通过三向加速度传感器(PCB356A16)与NI9234采集卡采集机床加工时的振动信号。采样频率设置为51.2kHz,通过更改加工参数(转速、进给速度、切深、吃刀量)后加工4种不同的零件,定义为加工状态1、2、3、4,采集这4种加工状态下的振动信号。

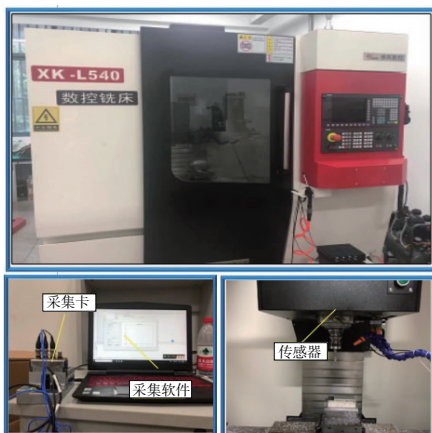


图3 实验配置

3.2 实验分析

采集表2中4种加工状态下的振动信号,对采集的振动进行预处理,去除前后未加工的有效部分。每2048个点作为一个样本,每偏移1000个点取一个样本。每种状

态下取样本10组并进行特征提取及归一化处理,取8组作为训练集,2组作为测试集。规定当前机床为健康状态,其中部分原始振动信号如图4所示。

表2 4种加工状态的加工参数

状态	进给速度/(mm/min)	转速/(r/min)	切深/mm	吃刀量/mm
1	200	2000	5	2
2	200	1000	3	1
3	200	3000	6	3
4	200	2000	6	3

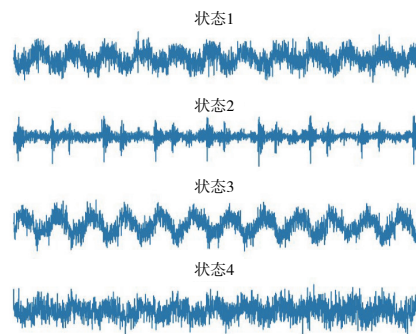


图4 4种加工状态下的部分原始振动信号

态下取样本10组并进行特征提取及归一化处理,取8组作为训练集,2组作为测试集。规定当前机床为健康状态,其中部分原始振动信号如图4所示。

训练网络,通过配置合适的平滑参数,构建健康评估模型。将测试集样本,输入健康评估状态模型,进行加工状态识别并进行相似度计算。测试结果如表3所示。

表3 加工状态识别与相似度计算结果

序号	实际状态	识别状态	相似度	健康状态
1	1	1	0.91	健康
2	1	1	0.93	健康
3	2	2	0.89	健康
4	2	2	0.90	健康
5	3	3	0.85	健康
6	3	3	0.88	健康
7	4	4	0.93	健康
8	4	4	0.89	健康

由表3可以看出,进行8次测试的状态识别正确率为100%。根据表3相似度值可以看出,计算结果都大于0.85,符合预期结果,属于健康状态。测试结果表明:基于PNN的健康评估方法可有效用于加工状态的识别和健康评估。

4 实时健康评估验证

为了验证该健康评估方法在实时评估中的可行性,引入Storm与Kafka技术^[14]。采集4种加工状态下的振动信号并发布至Kafka数据总线,每种状态下获取样本数量10个。Storm服务通过Kafka获取振动信号并基于构建好的健康模型进行状态识别和相似度计算,结果如图5、图6所示(本刊黑白印刷,相关疑问请咨询作者)。

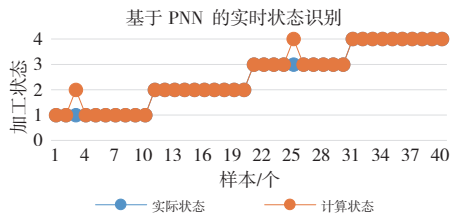


图5 实时状态识别结果

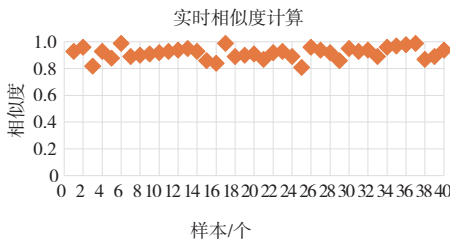


图6 健康评估相似度

由表4可见,基于PNN模型加工状态识别具有较高的正确率,通过识别正确的相似度计算出的有效相似度均值能够正确地判定出当前主轴处于健康状态。结果表明,该方法对机床实时健康评估具有一定的可行性。

表4 有效相似度

状态	正确数	正确率/个	有效相似度均值	健康状态
1	9	90	0.923	健康
2	10	100	0.914	健康
3	9	90	0.916	健康
4	10	100	0.936	健康

5 结语

本文提出了一种基于概率神经网络的机床健康评估方法。实验表明:主轴振动信号能够有效地反映机床的健康状态;该方法能够有效快速地识别机床加工状态与健康状态。通过引入Kafka与Storm大数据技术,验证了该方法对机床实时健康评估的可行性。

(上接第104页)

以达到呼吸面罩供氧调压的目的。对伺服阀进行了一系列特性测试试验,得到相关的特性和结构参数。根据氧气调压的总体设计方案建立数学模型,并在Simulink平台上进行系统建模及传统PID控制仿真。

仿真所采用的模型是基于真实物理模型的试验测试数据搭建而成,并与实验室试验结果进行了对比,固定容腔内压力波动变化一致,范围误差小于0.1 kPa。通过仿真分析对单向呼吸气阀口的理论当量直径进行了修改。仿真结果表明:可以缩小伺服阀阀口最大有效节流面积,伺服阀的频宽对整个系统的动态响应影响较大。该仿真方法对于分析、研究定压型呼吸系统调压供气技术有一定的工程应用价值,可为实际试验提供有效参考。

参考文献:

- [1] 刘强. 数控机床发展历程及未来趋势[J]. 中国机械工程, 2021, 32(7): 757-770.
- [2] 彭喜元, 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2016.
- [3] OPPENHEIMER C H, LOPARO K A. Physically based diagnosis and prognosis of cracked rotor shafts[C]//AeroSense2002. Proc SPIE 4733, Component and Systems Diagnostics, Prognostics, and Health Management II, Orlando, FL, USA: 2002, 4733: 122-132.
- [4] KACPRZYNSKI G J, SARLASHKAR A, ROEMER M J, et al. Predicting remaining life by fusing the physics of failure modeling with diagnostics[J]. JOM, 2004, 56(3): 29-35.
- [5] TAMILSELVAN P, WANG P F. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 115: 124-135.
- [6] WILLIAMSON W R, SPEYER J L, DANG V T, et al. Fault detection and isolation for deep space satellites[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2009, 32(5): 1570-1584.
- [7] 吴波. 健康状态评估方法及应用研究[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(12): 2345-2347, 2362.
- [8] SPECHT D F. Probabilistic neural networks[J]. Neural Networks, 1990, 3(1): 109-118.
- [9] 杨凌霄, 朱亚丽. 基于概率神经网络的高压断路器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(10): 62-67.
- [10] 季云, 王恒, 朱龙彪, 等. 基于HMM的机械设备运行状态评估与故障预测研究综述[J]. 机械强度, 2017, 39(3): 511-517.
- [11] 刘冰洁, 陈炳发, 丁力平. 基于卷积神经网络的微电机装配故障诊断研究[J]. 机械制造与自动化, 2021, 50(3): 171-174, 189.
- [12] 于海田, 王华伟, 李强. 航空发动机健康综合评估研究[J]. 机械科学与技术, 2011, 30(6): 996-1000, 1006.
- [13] 孙耀宗. 基于隐Markov模型的重型数控机床健康状态评估方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
- [14] 任培花, 苏铭. 基于Kafka和Storm的车辆号牌实时分析存储系统[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(10): 74-79.

收稿日期: 2021-11-02

参考文献:

- [1] ROBERTS A. Understanding the principles of non-invasive positive pressure ventilation[J]. Nursing Standard, 2021, 36(8): 61-66.
- [2] 李建藩. 气压传动系统动力学[M]. 广州: 华南理工大学出版社, 1991.
- [3] KAWASHIMA K, ISHII Y, FUNAKI T, et al. Determination of flow rate characteristics of pneumatic solenoid valves using an isothermal chamber[J]. Journal of Fluids Engineering, 2004, 126(2): 273-279.
- [4] 杨丽红. 容器放气过程的数值模拟及热力学模型研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2007.
- [5] 刁勇, 陆永华, 龚新宇. 气动电磁阀响应特性参数的综合测试系统研究[J]. 机械制造与自动化, 2019, 48(1): 156-159.

收稿日期: 2021-10-26