

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2016.06.016

基于虚拟仪器的旋转机械主轴故障 在线监测系统研究*

邴智刚¹, 李威霖^{2*}, 陈 锋², 李尚会², 董晨晨²

(1. 浙江省质量检测科学研究院, 浙江 杭州 310018; 2. 浙江方圆检测集团股份有限公司, 浙江 杭州 310013)

摘要:针对机床主轴状态直接影响加工产品精度及刀具寿命的问题,对加工过程中的主轴故障状态监测技术进行了研究,提出了一种基于虚拟仪器的旋转机械主轴故障在线监测系统。该系统以主轴振动、转速及温度为监测信号,采用了时域分析、频域分析和小波包分析相结合的信号处理技术,提取了能反映主轴运行状态的特征参数,建立了基于模糊 C 均值聚类算法的主轴故障识别模型,通过计算当前故障特征参数与模型中已知状态的隶属度来判断主轴状态;最后,采用了基于虚拟仪器技术的 LabVIEW 软件作为编程工具,设计了一套旋转机械主轴故障在线监测与诊断系统软件,并在实际机床中进行了理论验证和实例验证。研究表明,该系统可在线实时识别主轴的冲击、摩擦、松动、不平衡等故障,具有速度快、效率高的特点,平均准确率达 99%。

关键词:虚拟仪器;故障诊断;小波包分析;模糊 C 均值聚类

中图分类号:TH113.1;TP277

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2016)06-0722-05

On-line monitoring system for rotation mechanical spindle fault based on virtual instrument

BING Zhi-gang¹, LI Wei-lin², CHEN Feng², LI Shang-hui², Dong Chen-chen²

(1. Zhejiang Test Academy of Quality and Technical Supervision, Hangzhou 310018, China;

2. Zhejiang Fangyuan test Group Co., Ltd., Hangzhou 310013, China)

Abstract: Aiming that spindle running state of machine tool during working has a great influence on product precision, cut tool lifetime, spindle condition monitoring technology during the process of machining was studied. A spindle condition monitoring and diagnosis system for rotator machine was established. The vibration, speed and temperature signal of rotator machine were selected as monitoring signal, the effective fault characteristic which was sensitive to spindle fault was extracted by signal analysis techniques, including time domain analysis, frequency domain analysis and wavelet packet analysis technology, a recognition model based on fuzzy C-means clustering algorithm was established, the condition of spindle can be detected by calculating the membership between the unknown samples and known state. Finally, a spindle condition monitoring and diagnosis software was designed by LabVIEW which is a virtual instrument programming tool, and the theoretical analysis and instance validation were carried on in the actual machine tool. The results indicate that the faults of the spindle included Impact, Friction, Loose and Imbalance, can be classified and identified by this system, and has high recognition success rate, up to 99%, and it has the features of fast and efficiently.

Key words: virtual instrument; fault diagnosis; wavelet packet analysis; fuzzy C-means clustering

0 引 言

旋转机械是动力传动的关键部件,而旋转主轴作为

其关键部件,极易发生故障,而其一旦发生严重故障时,将会造成巨大经济损失^[1]。因此,在实际生产过程中,

收稿日期:2016-01-12

基金项目:浙江省质量技术监督系统科研项目(20130206)

作者简介:邴智刚(1979-),男,湖北襄阳人,高级工程师,主要从事机械产品检测和计算机控制方面的研究. E-mail:bingzhg2006@163.com

通信联系人:李威霖,男,博士. E-mail:weilin000@126.com

为了减少因其造成的损失,需要对主轴运行状态进行在线监测^[2]。目前,国内外学者对旋转机械的故障诊断做了大量的研究,取得丰富的成果,但实际应用于生产加工的高效监测系统却很少。目前的监测系统大都由大量的硬件组成,系统复杂且不易于更新与扩展。在传统仪器基础上发展起来的虚拟仪器(virtual instrument, VI)技术为解决该问题提供了更加先进的解决方式。虚拟仪器是基于计算机的新一代虚拟测控仪器,它以通用PC机为基础,增加测试功能、数字接口和控制接口,充分利用计算机的图形显示、数据处理、外设接口和软件功能,使得计算机界面就是仪器的用户界面^[3-4]。

从经济实用角度出发,本研究中采用现在信号分析及智能诊断技术进行旋转机械主轴故障的实时在线监测,利用虚拟仪器编程软件 LabVIEW 建立一套在线监测与诊断系统。该系统实时采集两个方向的振动信号、主轴转速信号及温度信号;对采集到的原始信号采用包括时域、频域分析及小波包分析技术进行特征提取,得到能够反映主轴运转状态的特征信息;对这些特征信息采用基于模糊理论的模糊 C 均值(FCM)聚类方法实现主轴状态识别。最终,将主轴状态转换成易于监控人员理解的图表等,并对故障进行报警,实现对旋转机械主轴状态的实时监控。

基于虚拟仪器,本研究设计一套旋转机械主轴故障在线监测系统。

1 硬件系统设计

硬件系统主要包括传感模块、信号调理模块、数据采集模块和计算机,硬件系统结构图如图1所示。

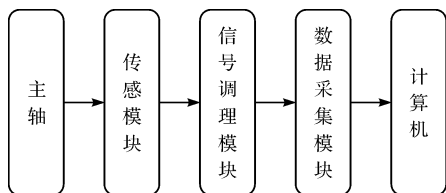


图1 硬件系统结构图

传感模块将主轴实时物理量转换为模拟电信号,借助于信号调理模块对所采集到的振动信号进行放大滤波等处理,经数据采集模块的模拟输入通道,传送到计算机上,利用虚拟仪器技术编写信号分析处理及诊断软件,得出监测诊断结果。

1.1 传感模块

本研究所采集监测信号包括主轴的两方向振动信号、转速信号及温度信号。振动信号通过安装在主轴径向的在一个平面内的两个成直角的电涡流位移传感器进行获取,该传感器具有灵敏度高、线性范围大、频率范围宽、抗干扰能力强等优点;温度传感器采用红外

测温传感器,转速传感器采用光电转速传感器,都具有精度高、非接触等优点。

1.2 信号调理模块

信号调理模块主要是对传感器所得的微弱信号进行放大,同时为了消除实际环境中的各种干扰,还需对信号进行滤波、线性化补偿、隔离、保护等措施,经过信号调理模块处理后的信号送入数据采集模块。

1.3 数据采集模块

数据采集模块是将模拟电信号转换为易于计算机处理的数字信号。该系统采用 NI USB-6008 数据采集卡,由美国国家仪器公司生产,可用于各类电信号的采集、控制并处理后电信号输出,具有 8 路 12 位模拟输入,2 路模拟输出,12 路数字 I/O,32 位计数器,可满足系统要求。

1.4 计算机

本研究采用一台主流笔记本电脑,通过 USB 接口与数据采集卡进行通讯,获取实时采集信号,并在该平台内完成信号分析处理。计算机上安装 LabVIEW 软件,建立诊断系统,实现各种显示和处理功能,完成监测与诊断任务。

2 软件系统设计

虚拟仪器就是利用高性能的模块化硬件,结合高效灵活的软件来完成各种测试、测量和自动化的应用^[5-6]。本研究采用美国国家仪器公司的 LabVIEW 软件,LabVIEW 是一种图形化编程环境,将其用于旋转机械的故障诊断中,可缩短系统开发时间,提高系统灵活性,使得系统易于更新与扩展。该系统的软件设计结构如图2所示。

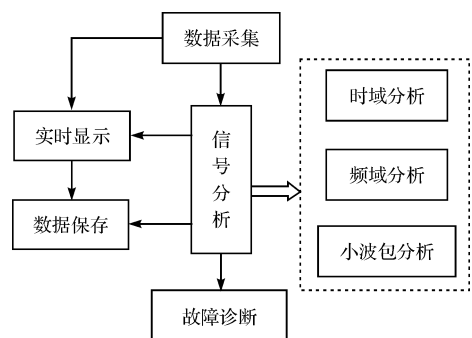


图2 软件系统结构图

系统主要模块包括:数据采集、实时显示、信号分析、数据保存及故障诊断。各功能模块主要功能如下:

(1)数据采集模块。该模块主要包括采集参数设置和传感信号的采集。采集参数设置包括采集通道、采样频率、采样点数、采集电压的最大/最小值和缓存

方式等的设置,传感信号的采集是利用 LabVIEW DQAmx 模块的相关函数完成数据采集任务,该系统一共采集了 4 个通道的信息。

(2)实时显示模块。该模块主要包括原始信号及中间分析结果的显示,采集的振动信号及转速信号时域波形显示,温度信号显示,振动信号功率谱动态波形显示,信号全部特征信息显示,轴心轨迹图显示等模块。

(3)信号分析模块。该模块由时域分析、频域分析及小波包分析部分组成。时域分析完成时域参数提取,频域分析由频谱分析及谐波分量提取组成,小波分析完成小波包频带能量特征的提取。

(4)数据存储模块。该模块主要完成对采集信号及相关分析结果的存储,为了使输出的结果易于被其他软件查看和应用,其采用了文本文件的格式,并能调出以前存储信息进行分析及模型训练等。

(5)故障诊断模块。该模块主要完成主轴状态的智能识别,报警信息的发出,并提出维护建议。识别模型采用基于模糊理论的模糊 C 均值聚类模型。

3 实验及结果分析

3.1 数据采集模块

根据系统设计要求,该系统设计了 4 通道的数据采集、存储及分析处理模块。振动及转速信号采集的 LabVIEW 软件前面板如图 3 所示,可实现各通道参数的设置、采样参数设置、原始波形显示等功能,并根据两个振动信号绘出主轴的轴心轨迹,如图 3 的“轴心图”所示。

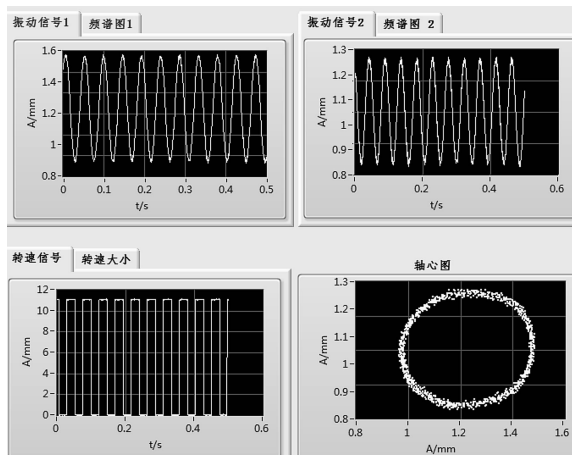


图 3 数据采集前面板

3.2 信号分析模块

时域分析方法能直观地反映振动信号的时域变化特征,特别是当信号中明显含有简谐成分、周期成分或瞬时脉冲成分时更为有效^[7]。根据图 3 的振动

信号时域波形可见,该信号包含明显的简谐周期成分,该系统分析的振动信号的标准差、峰度及偏斜度 3 个特征值。

获得信号时域信号后可通过频谱分析得到信号功率谱,根据功率谱则可计算信号的频域特征参数^[8]。此处本研究选择计算重心频率、重心频率及均方频率 3 个特征值。

该系统还包括小波包频带能量特征模块。将振动信号无冗余、无疏漏、正交地分解到独立的频带内,在这些频带上作能量统计,形成特征向量,即为小波包频带能量特征。每一个节点分解后的两个频带互不交叠,输出两个频带的带宽减半。

设原始信号的数据长度为 N , k 表示分解次数,则分解频带中离散信号 $x^{k,m}(i)$ 的数据长度缩减为 $2^{-k}N$,它的能量可表示为^[9-11]:

$$E_n(x^{k,m}(i)) = \frac{1}{2^{-k}N - 1} \sum_{i=1}^{2^{-k}N} (x^{k,m}(i))^2 \quad (1)$$

式中: m —分解频带的位置序号, $m=0,1,2,\dots,2^k-1$ 。

本研究以三层分解结构为例,对第三层不同频带的信号进行重构,重构后的信号为(X30,X31,X32,X33,X34,X35,X36,X37)。对重构信号分别利用公式(1)进行能量统计,求出各频带信号的总能量,构造特征向量 T :

$$T = [E30, E31, E32, E33, E34, E35, E36, E37] \quad (2)$$

应用中首先确定小波分解层数,基本原则是第一频带只包含转速的 1 倍频,确定算法如下:

$$k = \lfloor \log_2^{f/2n} \rfloor \quad (3)$$

式中: f —信号采样频率,Hz; n —转速大小,r/s; $\lfloor \cdot \rfloor$ —向下取整。

以采样频率为 10 kHz,转速为 50 r/s 为例,根据式(3)计算得小波分解层数 $k=6$,那么第一频带的频率范围为 0~78.125 Hz,转速的 1 倍频为 50 Hz,故第一频带只包含转速的 1 倍频。本研究在实际应用时,采用前 8 个频带能量作为特征参数。

3.3 故障诊断模块

模糊聚类分析是根据客观事物间的特征、亲疏程度、相似性,通过建立模糊相似关系对客观事物进行聚类的分析方法。也就是说,该方法利用各分类之间的模糊关联度进行分类,更相似的类别将被归为一类。在分类过程中,该算法不断计算所划分各类的聚类中心,未知类别与已知类别的聚类中心的隶属度作为该类的分类准则,与已知类别聚类中心具有最大隶属度的类别即为未知类别的类别。本研究将各旋转机械主轴故障分别作为聚类分析的各个类,从而实现主轴故障自动识别。

模糊 C-均值(FCM)算法应用最广泛的模糊聚类算法,它通过优化目标函数得到每个样本点对所有类中心的隶属度,从而决定样本点的类属以达到自动对样本数据进行分类的目的^[12]。FCM 把 n 个向量 x_i ($i=1,2,\dots,n$) 分为 C 个模糊组,并求每组的聚类中心,使得非相似性指标的价值函数达到最小。FCM 采用模糊划分,使得每个给定数据点用值在 0 和 1 间的隶属度来确定其属于各个组的程度,且一个数据集的隶属度 U 的和等于 1。

FCM 的价值函数(或目标函数)表示如下:

$$J(U, c_1, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (4)$$

式中: u_{ij} —隶属度; c_i —模糊聚类中; d_{ij} —第 i 个聚类中心与第 j 个数据点间的欧几里德距离, $d_{ij} = \|c_i - x_j\|$; m —一个加权指数。

构造如下新的目标函数,可求得使式(4)达到最小值的必要条件:

$$\bar{J} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j (\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1) \quad (5)$$

式中: λ_j —式(5)的 n 个约束式的拉格朗日乘子。对所有输入参量求导,使式(5)达到最小的必要条件为:

$$c_i = \sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j / \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \quad (6)$$

$$u_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^c (d_{ij} / d_{kj})^{2/(m-1)} \quad (7)$$

由上述两个必要条件,模糊 C 均值聚类算法是一个简单的迭代过程。在批处理方式运行时,FCM 用下列步骤确定聚类中心 c_i 和隶属矩阵 U ^[13]:

步骤 1:用(0,1)间随机值初始化隶属矩阵 U 。

步骤 2:用式(6)计算 c 个聚类中心 c_i 。

步骤 3:根据式(5)计算价值函数。如果它小于某个确定的阈值,或它相对上次价值函数值的改变量小于某个阈值,则算法停止。

步骤 4:用式(7)计算新的 U 矩阵,返回步骤 2。

FCM 模型的手动训练模块如图 4 所示(左图)。该模块可实现的功能包括:“保存样本”及“开始训练”。“保存样本”是根据“保存样本个数”、“故障类型”及“样本保存方式”进行保存样本,积累先验知识,用于模型训练。“开始训练”是根据“故障类型”及保存的先验样本进行模型训练,获取聚类中心。

FCM 的在线训练模块如图 4 所示(右图)。该模块的用途为:在线实时监测过程中,方便实时更新识别模型,根据在线获得的新数据实现模型调整与学习,增加系统可靠性。但是该模块的故障类型应提前得知。笔者在设置好“训练样本个数”及“故障类型”后,点击“开始训练”进行模型训练,获取聚类中心。



图 4 模型训练前面板

信号分析所提取的特征值、显示界面如图 5 所示。

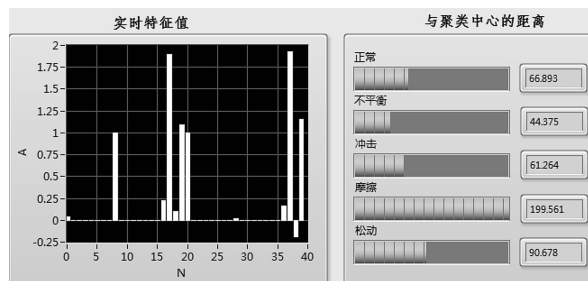


图 5 特征及聚类前面板

不同故障状态其特征值不同,重构根据其进行状态判断。在其旁边是模糊聚类算法所得的与各个聚类中心的距离,具有最小距离的状态为当前监控主轴的状态。可以通过直观显示。

3.4 运行实例及结果分析

本研究以某厂的数控机床的主轴故障诊断为例,由于现场试验条件的有限,仅收集到 4 种主轴故障磨损的数据,用于系统有效性验证,故障类型包括:冲击、摩擦、松动和不平衡。但由于该系统的可扩展性,在有新故障模式加入时,在系统中加入相应的 FCM 模型即可。

首先本研究收集正常工作模式和几种故障模式的数据,然后对把振动数据进行特征提取,离线训练 FCM 模型,用训练好的模型对数控机床的主轴故障进行在线诊断。

在主轴处,安装好传感器后,运行诊断软件,即可进行在线实时诊断,其诊断步骤如下:

(1)采集参数设置,采样频率为:2 000 Hz,采样点数为:1 000;

(2)信号特征参数提取:包括上文所述的时域特征、频域特征及小波包频带能量特征;

(3)根据先验状态知识计算各个状态的聚类中心,此处有 5 个 FCM 模型;

(4)计算当前监测状态与各个聚类中心的欧式距离;

(5)诊断结果显示,具有最小距离的状态为当前监控主轴的状态。

以不平衡状态为例,软件运行界面如图 6、图 7 所示。

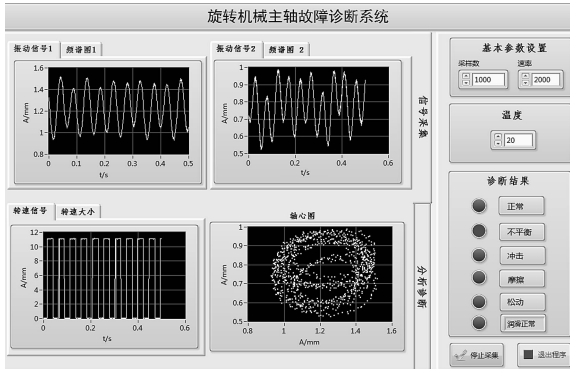


图 6 不平衡状态诊断结果前面板 1

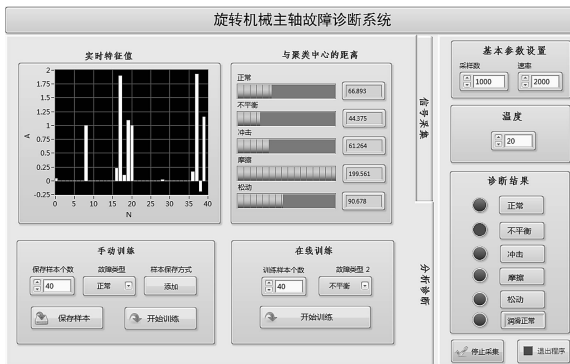


图 7 不平衡状态诊断结果前面板 2

每种故障在线监测 12 h 所得统计结果如表 1 所示。

表 1 诊断结果统计表

故障类型	准确率/(%)
冲击	99.6
摩擦	99.5
松动	98.8
不平衡	98.0

由表 1 可见,该系统利用主轴部件监测信号可将冲击、摩擦、松动、不平衡缺陷实时有效的诊断并识别出来,平均准确率达 99%。

4 结束语

针对目前旋转机械主轴故障诊断系统的缺点,本研究设计一套基于虚拟仪器技术的在线诊断软件,实现旋转机械主轴振动、转速及温度信号的采集和分析,既可以在线显示监测信号的时域、频域波形及中间分析结果,又可以按需对信号及其分析结果进行储存;系统采用基于时域分析、频域分析及小波包分析相结合的信号

分析方法,提取信号故障特征值;采用基于模糊理论的模糊 C 均值聚类方法,实现旋转机械主轴故障的在线故障诊断功能。笔者将系统在实际机床主轴状态监测中进行了大量的实验,研究结果表明,系统可在线实时识别主轴的冲击、摩擦、松动、不平衡等故障,平均准确率达 99%。

同时由于虚拟仪器及模块化硬件的优点,该系统只要选择不同的模块化硬件,在适当修改软件模块的基础上就能将该软件直接用于其他机械设备的状态监测和故障诊断中。

参考文献 (References):

- [1] 丁 涛,王 芳,任工昌. 旋转机械故障诊断研究现状[J]. 机械设计与制造,2009(12):259-261.
- [2] 赵海鸣,卜英勇,何学文. 旋转机械在线状态监测与故障诊断系统[J]. 机电工程,2006,23(8):15-17.
- [3] 方开翔,闫 玲,江国和. 虚拟式旋转机械故障监测与诊断系统[J]. 噪声与振动控制,2007,27(3):62-66.
- [4] 吴 笛. 基于 Labview 的机械故障远程诊断系统的设计与实现[J]. 机械传动,2011,35(1):26-30.
- [5] 周德照,张进明,江志农. 基于 LabVIEW 的旋转机械振动信号的采集与处理[J]. 自动化技术与应用,2005,24(3):62-64.
- [6] 方开翔,闫 玲,江国和. 虚拟式旋转机械故障监测与诊断系统[J]. 噪声与振动控制,2007,27(3):62-66.
- [7] 王金福,李富才. 机械故障诊断技术中的信号处理方法:时域分析[J]. 噪声与振动控制,2013,33(2):128-132.
- [8] 王金福,李富才. 机械故障诊断的信号处理方法:频域分析[J]. 噪声与振动控制,2013,33(1):173-180.
- [9] 李文斌,张建宇,高立新. 小波分析在旋转机械故障诊断中的应用现状及展望[J]. 冶金设备,2010,31(4):53-56.
- [10] 张 国,史永芳,连素芳,等. 基于邻域相关性小波去噪的滚动轴承包络解调及故障分类[J]. 轻工机械,2014,32(3):13-18.
- [11] 王奉涛,马孝江,邹岩崑,等. 基于小波包分解的频带局部能量特征提取方法[J]. 农业机械学报,2004,35(5):177-180.
- [12] PAL N R, BEZDEK J C. On cluster validity for the fuzzy c-means model[J]. **Fuzzy Systems, IEEE Transactions on**,1995,3(3):370-379.
- [13] MIYAMOTO S, ICHIHASHI H, HONDA K. Algorithms for fuzzy clustering: methods in c-means clustering with applications[M]. Berlin: Springer,2008.

[编辑:张 豪]

本文引用格式:

邵智刚,李威霖,陈 锋,等. 基于虚拟仪器的旋转机械主轴故障在线监测系统[J]. 机电工程,2016,33(6):722-726.

BING Zhi-gang, LI Wei-lin, CHEN Feng, et al. On-line monitoring system for rotation mechanical spindle fault based on virtual instrument[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2016,33(6):722-726.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>