

引文格式: 孙海勇, 金鸿宇, 富宏亚, 等. 面向实时智能控制的数据采集平台及其应用研究[J]. 航空制造技术, 2022, 65(22): 87-93.
SUN Haiyong, JIN Hongyu, FU Hongya, et al. Research on data acquisition platform for real-time intelligent control and its application[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(22): 87-93.

面向实时智能控制的数据采集平台及其应用研究*

孙海勇¹, 金鸿宇¹, 富宏亚¹, 韩振宇¹, 张立伟²

(1. 哈尔滨工业大学, 哈尔滨 150001;

2. 通用技术齐齐哈尔二机床有限责任公司, 齐齐哈尔 161000)

[摘要] 生产设备的实时智能控制系统可以有效提高生产效率及生产质量,但目前关于智能制造的研究主要针对车间管理和生产调度方面,应用场景多是实时性不高的场合。针对这个问题,基于开放式数控系统研究了数据采集模块的集成方法,建立了基于Kafka消息队列和MongoDB数据库的实时数据采集平台,实现了加工数据实时接收以及数据的本地保存。同时,提出了一种基于非线性能量算子的颤振在线监测方法,以模块化的方式部署在开放式数控系统中,通过铣削薄壁件试验验证了数据实时采集平台及在线颤振监测模块的实时性和有效性。

关键词: 开放式数控系统; Kafka消息队列; MongoDB数据库; 数据采集平台; 颤振在线监测

Research on Data Acquisition Platform for Real-Time Intelligent Control and Its Application

SUN Haiyong¹, JIN Hongyu¹, FU Hongya¹, HAN Zhenyu¹, ZHANG Liwei²

(1. Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. Genertec Qiqihar No.2 Machine Tool Co., Ltd., Qiqihar 161000, China)

[ABSTRACT] Real-time intelligent control of production equipment can effectively improve production efficiency and production quality, but the current research on intelligent manufacturing mainly focuses on workshop management and production scheduling, and the application scenarios are mostly occasions with low real-time performance. For this problem, the integration method of data collection module was studied based on the open CNC system, and a real-time data collection platform based on Kafka message queue and MongoDB database cluster was established which realized the real-time reception of processing data and the local preservation of data. A chatter online monitoring method based on nonlinear energy operator was proposed and deployed in the open CNC system with modularity. The real-time data acquisition platform and the online chatter monitoring module were verified by milling thin-walled parts in real time and effectiveness.

Keywords: Open CNC system; Kafka message queue; MongoDB database; Data acquisition platform; Chatter online monitoring

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2022.22.087

随着数字化和传感技术在制造业的进一步深入,制造业中的数据从规模和复杂程度上都展现出上升趋势。传统制造过程分析和优化方法主要依赖所建立的模型,其优化效果往往与模型的复杂度和精确度密切相关^[1]。在大数据的背景下,基于异构异源数据建立的非线性模

型可以实现预测、监测、分类等功能,而要实现以上目标,需要建立基于大数据的系统构架以及相应的控制模型^[2]。Pallasch等^[3]提出了一个工业场景下的智能车间架构,结合云计算和边缘计算的优势,通过车间端的边缘设备来实现工业控制,通过云端的计算资源来提供优

* 基金项目: 国家自然科学基金(51805116)。

化策略。Lee^[4]讨论了信息物理系统所面临的设计挑战。O' Donovan等^[5]为数据驱动的维护分析方法提出了一种数据传输架构,将智能制造演化过程分成数据的整合和情境化、数字虚拟化和建模分析、过程和质量创新优化3个阶段。Tao等^[6]将制造信息的生命周期划分为数据采集、数据传输、数据存储、数据处理、数据可视化、数据应用6个阶段。曹明路等^[7]将工业设备故障预测与健康管理系统引入了信息物理系统,提出了在线、离线、远程3种工业设备智能运维模式。张洁等^[8]提出一种大数据驱动的“关联、预测、调控”的决策模型。任杉等^[9]针对复杂产品生命周期数据呈现大数据的特性,提出了一种数据驱动的产品智能制造服务新架构。Wang等^[10]基于复杂事件处理提出一种多源异构数据收集和融合的方法。陈伟兴等^[11]基于Express语言以面向对象的方式对制造物联车间进行了数据建模,制定了Express与XML模式制造数据的映射规则,实现了物联车间的数据统一管理。西门子利用大数据建立了远程诊断服务来分析运行行为^[12]。发动机制造商R·R基于大数据提出了发动机健康监测单元,利用传感器收集不同部位、系统和生产线的的数据来监控产品品质^[13]。刘勤明等^[14]针对设备健康诊断和寿命预测的问题,提出了一种基于自适应隐式半马尔可夫模型的预测方法。姚雪梅^[15]采用数据融合和智能算法从多信号源、多传感器融合的角度对轴承和齿轮的故障状态进行诊断。冯金金等^[16]采用MTconnect协议建立了基于工业互联网的数控机床数据采集平台,满足了数据采集分析需求。Liu等^[17]利用高速采集数据实现几何信息、工艺信息和监控信息的实时同步关联。魏芳等^[18]以六轴机器人为研究对象,采用OPC技术建立实时监控和信息管理平台实现对机器人的远程实时监控。魏芳等^[19]基于华中HNC-8数控系统,实现了对数控机床加工状态和加工数据的实时采集。

目前对于数据驱动的智能制造,其构架主要针对车

间管理以及生产调度等方面,数据也主要是保存在云端,通过云端的分析模型反馈结果,应用场景多是实时性要求不高的场合,无法满足生产设备对控制的高实时性要求,而实时智能控制则依赖于数据实时采集以及智能控制策略的本地部署。针对以上存在的问题,本文基于开放式数控系统搭建切削过程数据采集、存储平台,并在此基础上以对实时性要求较高的颤振在线监测为具体的应用场景展开研究,验证数据采集平台的可靠性和实时性。

1 试验及方法

1.1 数据采集功能开发

数据采集是采集平台开发及实时智能控制的基础。机床上安装的传感器采集到的模拟量数据在经过信号放大器放大后,通过数据采集卡以用户配置的频率转化为离散的数字信号,传输到采集平台并被作为智能控制模型输入。本文采用流数据采集模式,数字采集卡为研华Advantech USB-4711A-AE,其初始化流程如图1所示。

流数据采集模式采用事件触发的形式实现采集程序和用户程序的异步通信,采集程序在初始化的时候会根据用户配置设置一块固定大小(sectionLen)的缓冲区,用于存放采集到的传感数据,每次当采集到的数据达到缓冲区的容量时,则会触发OnDataReadyEvent回调函数,将采集程序缓冲区中的数据拷贝到本地内存中进行处理,如图2所示。

1.2 Kafka消息队列的集群部署

从数据采集到智能控制模块再到数据存储,3者存在强耦合关系,任何一个环节出现问题都会影响下游模块的运行。王勇等^[20]发现,Kafka可以作为数据流中的缓冲层来平衡数据流上下游读写速度不一致的问题,数据采集模块将采集到的传感器数据发送到Kafka消息队列中,而数据库及其他应用则根据需求以不同的速率读

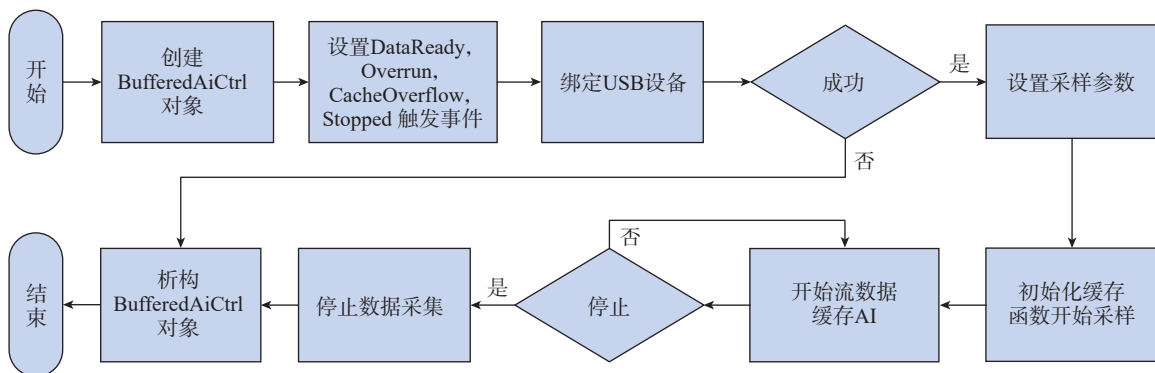


图1 Streaming AI 工作流程图
Fig.1 Streaming AI workflow diagram

取数据,最大化系统运行效率。Kafka 以事件的形式封装消息,在读取和写入数据时都以事件的形式来完成。Kafka 依赖 Zookeeper 进行“Broker”和“Topic”元数据的管理,完成 Zookeeper 的配置后即可设置 Kafka 集群属性。在 Kafka 集群中,每个物理机都是一个“Broker”,“Broker”负责分区的管理和数据的备份。针对不同分区,“Broker”又可分为“Leader”和“Follower”。Kafka 集群的关系如图 3 所示,副本备份数为 3,即每个分区都有 3 个独立备份(包括“Leader”),主题 A 中分区 0 的主副本为 Broker 1,分区 1 的主副本为 Broker 2,分区 2 的主副本为 Broker 3。生产者和消费者直接与主副本进行数据交换,而其他从副本则主动向主副本同步备份数据,主副本和从副本两者不在同一物理机上,即实现了数据的冗余备份。在每个虚拟机中依次为每个 Kafka 节点分配唯一独立的 Broker.id 和监听接口,同时指定 3 个 Zookeeper 服务器的 IP 端口号。log.dirs 代表的地址用于记录 Kafka 持久化的数据以及消费者消费的偏移量。为了防止 Kafka 中保存的数据不断增大导致磁盘占用过高的情况,可以通过配置属性来定期清理过期数据。

1.3 MongoDB 数据库的集群部署

数据库是用于数据管理的系统,可以对数据进行新

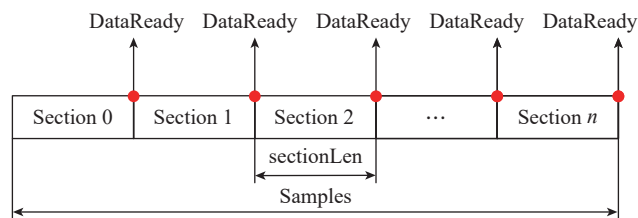


图 2 基于事件触发的流处理模式

Fig.2 Stream processing model based on event triggering

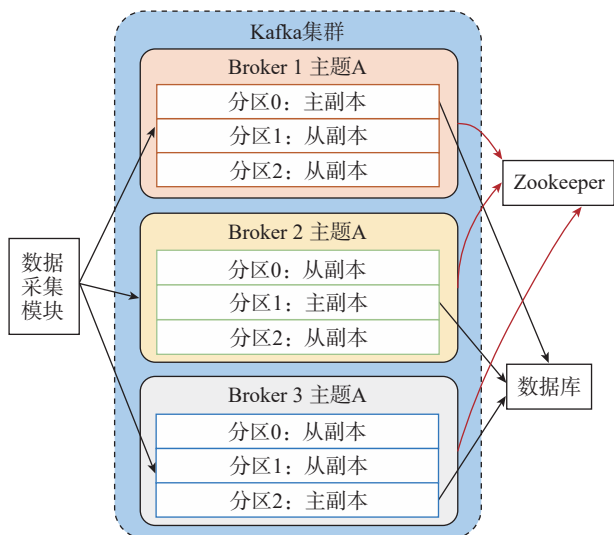


图 3 Kafka 集群拓扑关系示意图

Fig.3 Kafka cluster topology diagram

增、截取和删除等操作,便于管理数据,通过调用数据库数据可以对生产过程进行回溯分析。而传统的关系型数据库为了维护数据一致性会在一定程度上牺牲并发读写性能,无法适应读写密集的工业场景。李云婷^[21]和刘峰^[22]等发现,MongoDB 数据库能够满足工业场景的数据存储需求,可以应用于车间现场下实时数据和文档的存储,在实际生产环境中通常以分布式架构进行部署。MongoDB 集群通过副本集和分片机制保证生产过程的高可靠性和高可扩展性,从系统功能需求出发,设计了设备运行状态(Mtstatus)、传感器信息(Sensor)和设备加工数据(Cutdata) 3 个集合,“Mtstatus”主要用来记录机床的实时工作状态,包括机床编号名称、类型等;“Sensor”负责管理机床的传感器信息,用于记录机床上安装的传感器及其对应的设备编号和所测的物理量;“Cutdata”用于记录实时加工中传感器的测量数据、采样频率和时间戳。整个生产集群主要有 3 个组成部分,如图 4 所示,包括分片服务器(Shard server)、配置服务器(Config server)和路由服务器(Route server)。分片服务器用于存储具体的数据;配置服务器是普通的 Mongod 服务器,但其保存着集群的配置信息,包括分片信息和数据块的分布;路由服务器加载配置服务器中的分片元数据,客户端通过连接路由服务器来获得集群中的数据分布信息。每个组件都可以使用多个实例来保证集群的可靠性。例如,每一个分片服务器由包含 3 个 Mongod 实例的副本集组成,从而避免了因为单个 Mongod 实例出现故障而造成数据的丢失的状况;配置服务器也由 3 个 Mongod 实例组成,保证集群中配置信息的可用性;路由服务器也采用 3 个 Mongos 实例,保证客户端的请求能得到及时的响应。

1.4 颤振在线监测模块开发

以搭建的数据采集及存储系统为基础,进一步开发

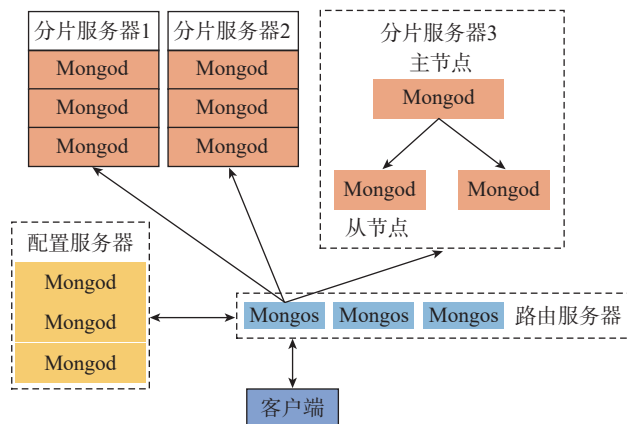


图 4 MongoDB 集群拓扑关系示意图

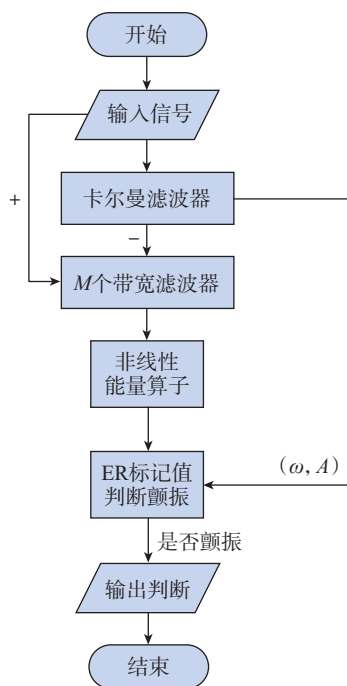
Fig.4 MongoDB cluster topology diagram

了颤振在线监测模块,并用于应用验证。为实现颤振在线监测功能,首先采用卡尔曼滤波得到切削频率及其整数倍的谐波频率的幅值,而颤振信号的频率通常处于相邻的两个谐波频率之间,因此在将传感器测量到的原始信号与滤波后的信号相减之后,得到不稳定信号成分,其中包含颤振信号和噪音信号。接着通过一组带通滤波器提取颤振信号,带宽频率上限可以延伸至采样频率的 1/2,如果切削过程发生颤振,则颤振频率是滤波结果的主要成分,占主导信号的颤振频率和幅值以一个固定周期进行更新。比较颤振信号和受迫振动信号的能量,若不稳定信号成分占比超过阈值,则认为发生颤振,识别流程如图 5 所示。基于卡尔曼滤波状态估计矩阵的非线性能量算子为

$$ER = \frac{\sum_{m=1}^M A_{c,m}^2}{\sum_{n=1}^N A_{p,n}^2 + \sum_{m=1}^M A_{c,m}^2} \quad (1)$$

式中, $A_{p,n}$ 为第 n 个切削频率谐波的幅值; $A_{c,m}$ 为第 m 个颤振频率的幅值; M 为带通滤波器个数; N 为切削频率谐波个数。

颤振在线监测模块使用 C++ 语言进行开发,如图 6 所示。主要分为实现类(ChatterDetection、EnergyOperator 和 KalmanFilter)和包装类(Wrapper)。



注：“+”表示输入信号完整的传输到带通滤波器；“-”表示输入信号与卡尔曼滤波器得到信号相减得到不稳定信号，之后通过带通滤波器得到颤振信号； ω 和 A 分别为频率和幅值。

图 5 颤振在线监测算法

Fig.5 Chatter online monitoring algorithm

上的数字表示数量上的对应关系,比如一个颤振监测类的实例对应 M 个能量算子类的对象。Wrapper 类的作用是负责颤振监测对象的创建、删除以及调用颤振判别接口,调用时需传入对象指针和当前采样值,返回值为布尔量,表明模块颤振判定的结果;KalmanFilter 类和 EnergyOperator 类分别实现了卡尔曼滤波算法和能量算子迭代式;EnergyOperator 类在初始化时会根据输入的频率选择最佳滞后系数,并分配相应大小的缓存区,缓存区的作用是保存能量算子的计算因子;ChatterDetection 类作为集合类,依赖于上述两个实现类,内部包含一个由带通滤波器组成的容器,每个带通滤波对应一个能量算子实例,用于计算该带宽内颤振信号的能量值。颤振监测模块会在每个更新周期后向 Kafka 消息队列的 ChatterState 主题发送一个对当前系统切削状态的判断,该值为布尔量,“1”表示系统处于颤振切削状态;“0”表示系统处于稳态切削状态,随后消费者会定期将传感器数据以及对应的颤振状态保存到 MongoDB 数据库实例中,整体流程如图 7 所示。

2 结果与讨论

为了验证数据采集存储平台以及基于该平台的在线颤振监测模块的功能性和有效性,首先需要测试 Kafka 集群的吞吐量是否能够满足多通道高采样频率的应用场景要求,并将时延控制在稳定的范围内。模拟场景配置参数如下:吞吐量设置为 100000条/s,单条消息大小为 48 字节,得到的压力测试结果如图 8 所示(其中,

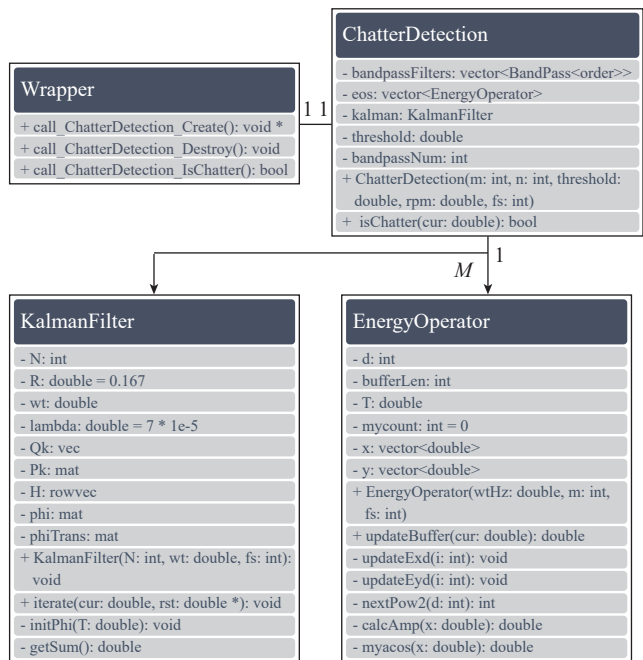


图 6 颤振在线监测模块类图

Fig.6 Chatter online monitoring module class diagram

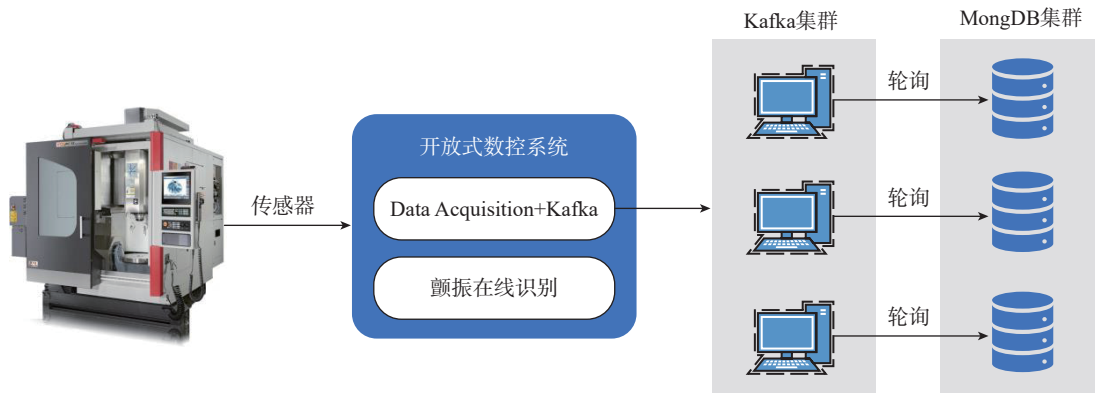


图7 运行流程
Fig.7 Operation process

曲线代表不同消息批次中的平均发送速率；柱形图表示该批次内出现的最大时延。

在 1000 万条消息的测试中,以 50 万为一个批次进行数据统计,消息的平均发送速率达到了 99995 条/s,能够满足预设的吞吐量。同时,在 19 组测试中,最大时延为 219 ms,平均时延为 34.5 ms,没有产生由数据传送超时引起的堵塞现象。以上测试说明,分布式架构搭建的 Kafka 集群能够满足高采样频率场景下的传输要求,没有产生传送超时引起的数据丢失现象,能够保证数据传输的安全性和可靠性。

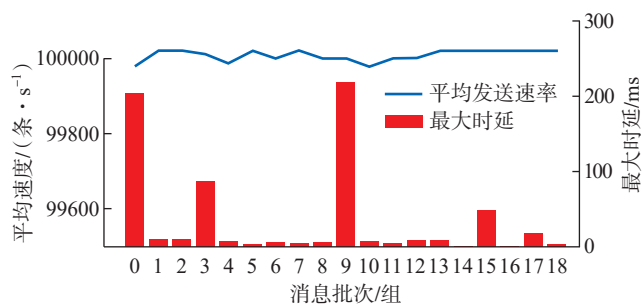


图8 Kafka 集群压力测试结果
Fig.8 Results of Kafka cluster stress test

对颤振在线监测功能进行验证,试验平台如图 9 所示。传感器采用 Kistler 三向测力仪。切削试件为直薄壁件,材料为 AL6061,刀具为直径 10 mm 的 3 刃立铣刀,在径向吃刀深度不变的情况下对其进行侧铣加工,通过线性增加轴向吃刀深度的方式来实现 3 种加工状态转换。

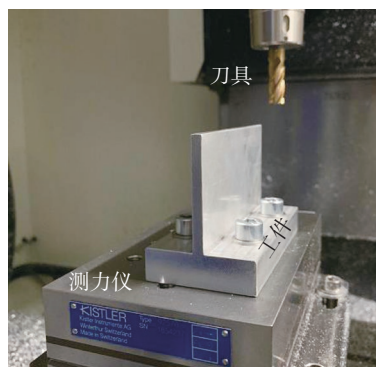


图9 切削试验平台
Fig.9 Cutting experiment equipment

在进行验证性试验前,首先需要对颤振监测系统的重要参数进行配置,根据表 1 中的第 1 和 2 组的切削过程信号,在保证实时性的前提下,将更新周期设置为 25.6 ms,卡尔曼滤波的谐波参数 $N=9$,带宽滤波器的个数 $M=8$,能量占比阈值 $t=0.15$ 。设置好颤振识别模型参数之后,对表 1 中的第 3~6 组参数进行试验验证,均取得较好的识别结果。以第 5 组的试验结果为例进行解释说明,切削过程信号及能量占比值如图 10 所示。

表 1 试验切削参数

Table 1 Experimental cutting parameters

试验序号	主轴转速/ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	径向切深/ mm	轴向切深/ mm	进给速度/ ($\text{mm} \cdot \text{min}^{-1}$)
1	10000	1.5~3.0	5	900
2	10000	0~1.5	5	900
3	10000	0~1	5	900
4	10600	0.6	1	954
5	10600	0.6	0~2	954
6	10600	0.6	2	636

从图 10 (a)中可以看出,机床在 0~2.75 s 处于稳态加工状态,此时在对应时间区域的颤振能量占比小于 5%,切削表面如图 10 (b)所示,可以清晰地观察到每个刀齿留下的光滑波纹,表面质量较高;在 2.75~3.25 s 处于颤振临界发生状态,颤振信号逐渐加剧,可以从图 10 (c)中观察到 ER 曲线有较为明显的上升,从低于 10% 上升至高于 20%,越过预设的颤振阈值,并向 Kafka 消息队列发出报警消息;在 3.25~7.25 s,系统处于颤振完

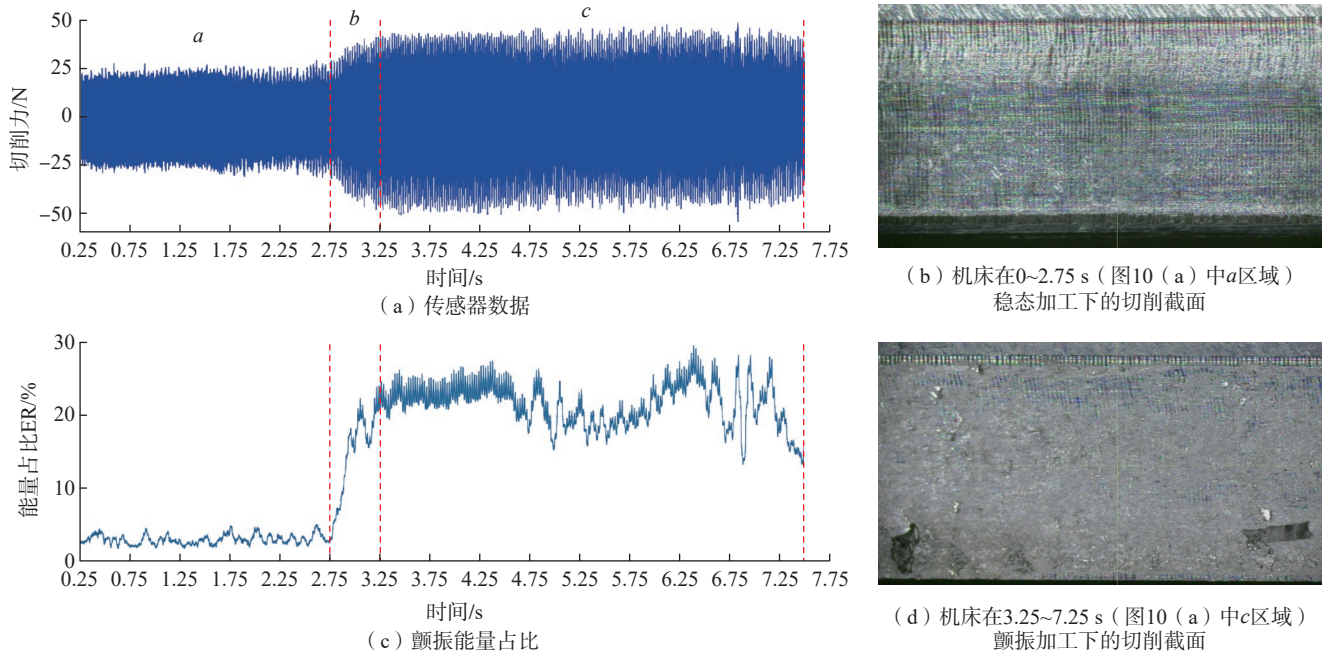


图 10 基于切削力信号的颤振能量占比以及切削表面对比
 Fig.10 Cutting force signal-based chatter energy ratio and comparison of cutting surface

全发生状态,此时的颤振信号占比一直处于大于 20% 的状态,切削表面如图 10 (d) 所示,已经无法观察到刀齿留下的纹路,表面粘有未及时脱出的切屑,表面粗糙度较高,表面质量较差。试验表明,本文所提出的颤振在线监测算法能够有效识别颤振,并能够及时在颤振临界发生状态下通过 Kafka 消息队列发出报警消息,具有良好的实时性和准确性。

3 结论

搭建了分布式架构的数据采集及存储系统,利用 Kafka 消息队列作为数据中间件实现了信息流上下游的解耦,并通过 MongoDB 数据库实现了传感数据及对应加工状态的持久化存储。通过卡尔曼滤波算法将颤振信号和稳态切削信号分离,再利用带通滤波器提取相邻谐波内的颤振信号。并根据非线性能量算子重建颤振信号的幅值和频率,以颤振能量占比为依据实现颤振状态的判别,并在开放式数控系统中集成了在线颤振监测模块,完成了一体化部署。通过压力测试对 Kafka 吞吐能力进行了验证。结果表明,压力测试平均时延为 34.5 ms,没有产生堵塞现象,能够满足高采样频率场景下的数据传输要求。最后进行了薄壁件侧铣切削试验,结果表明,切削过程发生颤振时能够及时地发出警报,验证了颤振在线监测模块的实时性和有效性。

参考文献

[1] KANG H S, LEE J Y, CHOI S, et al. Smart manufacturing: Past

research, present findings, and future directions[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology, 2016, 3(1): 111-128.

[2] WUEST T, WEIMER D, IRGENS C, et al. Machine learning in manufacturing: Advantages, challenges and applications[J]. Production & Manufacturing Research, 2016, 4(1): 23-45.

[3] PALLASCH C, WEIN S, HOFFMANN N, et al. Edge powered industrial control: Concept for combining cloud and automation technologies[C]//2018 IEEE International Conference on Edge Computing. Piscataway: IEEE, 2018: 130-134.

[4] LEE E A. Cyber physical systems: Design challenges[C]//2008 11th IEEE International Symposium on Object and Component-Oriented Real-Time Distributed Computing. Piscataway: IEEE, 2008: 363-369.

[5] O'DONOVAN P, LEAHY K, BRUTON K, et al. An industrial big data pipeline for data-driven analytics maintenance applications in large-scale smart manufacturing facilities[J]. Journal of Big Data, 2015, 2: 25.

[6] TAO F, QI Q L, LIU A, et al. Data-driven smart manufacturing[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2018, 48: 157-169.

[7] 曹明路, 胡钢, 沈航, 等. 面向工业设备故障预测与健康管理系统的信息物理系统架构设计[J]. 工业技术创新, 2020, 7(4): 69-73.

CAO Minglu, HU Gang, SHEN Hang, et al. Design of the cyber-physical system architecture for prognostics and health management system of industrial equipment[J]. Industrial Technology Innovation, 2020, 7(4): 69-73.

[8] 张洁, 高亮, 秦威, 等. 大数据驱动的智能车间运行分析与决策方法体系[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(5): 1220-1228.

ZHANG Jie, GAO Liang, QIN Wei, et al. Big-data-driven operational analysis and decision-making methodology in intelligent workshop[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(5):

1220–1228.

[9] 任杉, 张映锋, 黄彬彬. 生命周期大数据驱动的复杂产品智能制造服务新模式研究 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(22): 194–203.

REN Shan, ZHANG Yingfeng, HUANG Binbin. New pattern of lifecycle big-data-driven smart manufacturing service for complex product[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(22): 194–203.

[10] WANG Y, ZHENG L, HU Y, et al. Multi-source heterogeneous data collection and fusion for manufacturing workshop based on complex event processing[C]//Multi-Source Heterogeneous Data Collection and Fusion for Manufacturing. Auckland, 2019.

[11] 陈伟兴, 李少波, 黄海松. 离散型制造物联网过程数据主动感知及管理模型 [J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(1): 166–176.

CHEN Weixing, LI Shaobo, HUANG Haisong. Active perception and management model for manufacturing data in discrete IoMT-based process[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(1): 166–176.

[12] ZHONG R Y, NEWMAN S T, HUANG G Q, et al. Big data for supply chain management in the service and manufacturing sectors: Challenges, opportunities, and future perspectives[J]. Computers & Industrial Engineering, 2016, 101: 572–591.

[13] CAO H R, ZHOU K, CHEN X F. Chatter identification in end milling process based on EEMD and nonlinear dimensionless indicators[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 92: 52–59.

[14] 刘勤明, 李亚琴, 吕文元, 等. 基于自适应隐式半马尔可夫模型的设备健康诊断与寿命预测方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(9): 2187–2194.

LIU Qinming, LI Yaqin, LÜ Wenyuan, et al. Equipment health diagnostics and prognostics method based on adaptive HSMM[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(9): 2187–2194.

[15] 姚雪梅. 多源数据融合的设备状态监测与智能诊断研究 [D]. 贵阳: 贵州大学, 2018.

YAO Xuemei. Research on device condition monitoring and intelligent diagnosis based on multi-source data fusion[D]. Guiyang: Guizhou University, 2018.

[16] 冯金金, 邓昌义, 张健. 基于工业互联网的数控机床数据采集平台应用研究 [J]. 制造技术与机床, 2020(3): 124–129.

FENG Jinjin, DENG Changyi, ZHANG Jian. Application research of data acquisition platform for CNC machine tools based on industrial Internet[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2020(3): 124–129.

[17] LIU C Q, LI Y G, WANG Q, et al. A synchronous association approach of geometry, process and monitoring information for intelligent manufacturing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 58: 120–129.

[18] 魏芳, 关大力, 饶媛洁. 基于 OPC 技术的机器人数据采集与实时监控 [J]. 航空精密制造技术, 2020, 56(1): 24–26.

WEI Fang, GUAN Dali, RAO Yuanjie. Robot data acquisition and real time monitoring based on OPC technology[J]. Aviation Precision Manufacturing Technology, 2020, 56(1): 24–26.

[19] 魏芳, 高诚, 张盛桂. 基于华中 HNC-8 试验平台控制系统设计 [J]. 航空精密制造技术, 2021, 57(2): 60–62.

WEI Fang, GAO Cheng, ZHANG Shenggui. Design of control system based on HNC-8 test platform[J]. Aviation Precision

Manufacturing Technology, 2021, 57(2): 60–62.

[20] 王勇, 张跃. Kafka 与 HBase 在健康监测大数据平台中的应用研究 [J]. 软件导刊, 2021, 20(4): 188–193.

WANG Yong, ZHANG Yue. Application research of Kafka and HBase in health monitoring big data platform[J]. Software Guide, 2021, 20(4): 188–193.

[21] 李云婷, 张海明, 黎建辉. 一种大规模 MongoDB 集群监控方案的设计与实现 [J]. 科研信息化技术与应用, 2019, 10(4): 30–40.

LI Yunting, ZHANG Haiming, LI Jianhui. Design and implementation of a monitoring solution for large-scale MongoDB clusters[J]. E-Science Technology & Application, 2019, 10(4): 30–40.

[22] 刘峰, 王昭鹏, 于波, 等. 基于消息中间件及 MongoDB 的物联网应用服务平台 [J]. 计算机系统应用, 2019, 28(5): 90–94.

LIU Feng, WANG Zhaopeng, YU Bo, et al. IoT application service platform based on message middleware and MongoDB[J]. Computer Systems & Applications, 2019, 28(5): 90–94.

通讯作者: 张立伟, 高级工程师, 研究方向为智能机床设计与加工技术、机床补偿技术、高速与高精度机床等。

(责编 七七)

(上接第 86 页)

LI Yanbin, CAO Zuoliang, LIU Changjie, et al. Omni-directional visual sensor for mobile robot navigation based on particle filter[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009, 22(5): 745–750.

[8] 胡钊政, 赵斌, 李娜, 等. 基于虚拟三面体的摄像机与二维激光测距仪外参数最小解标定新算法 [J]. 自动化学报, 2015, 41(11): 1951–1960.

HU Zhaozheng, ZHAO Bin, LI Na, et al. Minimal solution to extrinsic calibration of camera and 2D laser rangefinder based on virtual trihedron[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(11): 1951–1960.

[9] 刘排英, 贺少帅. LM 算法在稀疏矩阵光束法区域网平差中的应用 [J]. 地理空间信息, 2019, 17(2): 96–99, 11.

LIU Paiying, HE Shaoshuai. Application of LM algorithm in bundle adjustment regional network for sparse matrix[J]. Geospatial Information, 2019, 17(2): 96–99, 11.

[10] 许文丁, 钟婷. Levenberg–Marquardt 算法收敛性研究 [J]. 经贸实践, 2015(7): 138–145.

XU Wending, ZHONG Ting. Research on the convergence of Levenberg–Marquardt algorithm[J]. Economic & Trade, 2015(7): 138–145.

通讯作者: 刘志刚, 教授, 博士, 研究方向为面向高端制造的光学 GPS 系统、精密光机电系统设计、测量与控制, 三维光场成像与光学感知。

(责编 七七)