

DOI: 10.3901/JME.2022.06.026

# 多传感器信息融合的加工过程状态监测研究<sup>\*</sup>

滕洪钊<sup>1,2</sup> 邓朝晖<sup>1,2</sup> 吕黎曙<sup>3</sup> 谷倩微<sup>1,2</sup> 刘涛<sup>1,2</sup> 卓荣锦<sup>1,2</sup>

- (1. 难加工材料高效精密加工湖南省重点实验室 湘潭 411201;
2. 湖南科技大学智能制造研究院 湘潭 411201;
3. 湖南科技大学机电工程学院 湘潭 411201)

**摘要:** 加工过程状态监测是实现加工状态智能监控的前提和基础。多传感器信息融合是集成多个传感器系统,采集表征加工状态的传感器信号,通过融合分析以预测或识别或诊断不同加工状态,提升被加工工件的表面质量、加工精度和加工效率。综合分析了多传感器信息融合的状态监测的原理及流程、应用多传感器信息融合的关键技术,综述了国内外研究学者应用多传感器信息融合对加工过程刀具状态(刀具磨损)、零件状态(表面粗糙度)、机床运行状态(故障状态)等目标状态进行监测的研究成果。最后归纳总结了目前多传感器信息融合应用在加工过程状态监测存在的问题,为加工过程数字化、网络化、智能化的研究工作提供坚实基础。

**关键词:** 多传感器信息融合; 加工过程状态监测; 刀具磨损; 工件表面粗糙度; 机床故障

**中图分类号:** TG156

## Research of Process Condition Monitoring Based on Multi-sensor Information Fusion

TENG Hongzhao<sup>1,2</sup> DENG Zhaohui<sup>1,2</sup> LÜ Lishu<sup>3</sup> GU Qianwei<sup>1,2</sup>  
LIU Tao<sup>1,2</sup> ZHUO Rongjin<sup>1,2</sup>

- (1. Hunan Key Laboratory for High Efficiency and Precision Machining of Difficult to Machine Materials, Xiangtan 411201;
2. Institute of Intelligent Manufacturing, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201;
3. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201)

**Abstract:** Process condition monitoring is the premise and foundation of intelligent monitoring. Multi-sensor information fusion is the integration of multiple sensor systems, which can collect sensor signals that characterize the processing state, and predict or identify or diagnose different target states through fusion analysis, so as to improve the surface quality, processing accuracy and processing efficiency of the processed workpiece. The principle of condition monitoring based on multi-sensor information fusion and the key technology of multi-sensor information fusion are analyzed. The research results of domestic and foreign scholars using multi-sensor information fusion to monitor the target states such as tool state (tool wear), part state (surface roughness) and machine operation state (fault state) in machining process are reviewed. Through the summary and prospect, the existing problems of multi-sensor information fusion application in machining process condition monitoring are pointed out, which provides a solid foundation for the research of machining process informatization and intelligence.

**Key words:** multi-sensor information fusion; processing condition monitoring; tool wear; workpiece surface roughness; machine failure

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金-浙江两化融合联合基金(U1809221)、湖南省高新技术产业科技创新引领计划(2020GK2003)和新昌浙江工业大学科学技术研究院开放基金(204007)资助项目。20210605收到初稿,20211207收到修改稿

## 0 前言

多传感器信息融合(Multi-sensor information fusion, MSIF)的概念出现于 20 世纪 70 年代初期,指采集并集成各种信息源、多媒体和多格式信息,生成完整、准确、及时和有效综合信息的过程<sup>[1]</sup>。多传感器信息融合在目标跟踪、位姿检测等军事领域最早得到应用,随着信息融合理论、统计学理论以及人工智能技术的不断发展,其在复杂工业工程监控<sup>[2-3]</sup>、设备服役故障诊断<sup>[4-5]</sup>、机器人和智能仪器系统<sup>[6-7]</sup>等领域逐渐成为研究热点。

“中国制造 2025”明确指出,其制高点、突破口和主攻方向之一在于,通过引入智能化技术,提升机床性能与加工的智能化程度,使加工过程朝着数字化、网络化、智能化发展<sup>[8]</sup>。加工过程状态监测则是以不同状态为导向,通过对监测信息的融合分析,来达到剖析不同加工状态成因的目的,从而提高加工质量水平提供理论和技术支持。

由于多传感器信息具有冗余性、互补性以及协同性等特点,且比单一传感器信息源更丰富、信息可靠性更高<sup>[9]</sup>等优点,众多学者通过融合多个传

感器信息开展了加工状态监测的相关研究。BAHR 等<sup>[10]</sup>基于自组织映射算法,将视觉与振动传感器信息融合,开发了刀具磨损监测系统。CHEN 等<sup>[11]</sup>基于功率与振动传感器,探讨了不同信息融合方法对刀具磨损监测系统性能的影响。ZHANG 等<sup>[12]</sup>基于多传感器信息融合方法,开发了一种性价比高、支持无线通信的刀具寿命监测系统。同时,多传感器信息融合在铣削<sup>[13]</sup>、车削<sup>[14]</sup>以及钻孔<sup>[15]</sup>等加工方式的状态监测中得到应用,为加工过程平稳运行提供保障。以上研究表明,多传感器信息融合下的加工过程状态监测,不但能保证状态监测信息的可靠性,而且能确保获得准确的监测结果。

国内外学者围绕加工过程状态监测进行了相关综述<sup>[16-26]</sup>(表 1),从不同角度围绕提升加工质量和加工效率等目标,探究了数据驱动的加工过程状态监测方法,为提高加工过程状态的高效、高质量监测提供了思路,本文则从多传感器信息融合的状态监测原理出发,总结了多传感器信息融合的关键技术,综述了国内外研究学者将多传感器信息融合应用在加工过程状态监测的研究成果,通过总结与展望指出了该领域有待深入研究的关键问题及其发展趋势。

表 1 加工过程状态监测综述总结

序号	年份	单位	对象	主要内容	重点	文献
1	2021	不列颠哥伦比亚大学	智能监测技术	1.深度学习优势与分类; 2.高维加工数据处理; 3.传感器融合模型; 4.智能制造中数据驱动的挑战。	深度学习应用在智能加工中的挑战, 以及其优势、分类及应用。	[16]
2	2020	南京航空航天大学	刀具状态监测	1.数据驱动下的制造加工; 2.数据采集; 3.数据分析。	围绕物理、机器学习、深度学习模型构建输入输出映射关系。	[17]
3	2020	复旦大学	状态监测	1.多传感器监测技术; 2.信息融合方法; 3.未来趋势。	多传感器监测及其应用。	[18]
4	2019	北京工业大学	烧伤监测	1.金属磨削烧伤检测方法; 2.其应用场景及局限性。	重点介绍磨削烧伤检测方法。	[19]
5	2018	印度加尔各答大学	多传感器系统	1.多传感器系统; 2.传感器信号处理; 3.多传感器信息融合的应用案例。	多传感器信息融合及其应用。	[20]
6	2018	哈尔滨理工大学	加工智能技术	1.智能加工技术的内涵; 2.应用智能加工的流程; 3.智能加工技术所涉及的关键技术。	智能加工技术在仿真优化、状态监测与优化控制等方面的应用。	[21]
7	2014	美国圣地亚哥大学	加工状态监测	1.定义加工过程状态监测技术; 2.信号采集和处理技术; 3.状态识别方法的特点和应用。	重点介绍各类传感器特点以及各种信号分析手段。	[22]
8	2013	加拿大麦克马斯特大学	多传感器信息融合	1.信息融合技术的概念、优点; 2.信息融合现有方法; 3.现有方法存在的问题。	重点介绍信息融合技术在各个方面的应用。	[23]
9	2010	西班牙海梅一世大学	加工状态监测	1.传感器系统的特点; 2. 信号处理; 3. 试验设计的步骤; 4. 人工智能模型的选择。	重点介绍人工智能模型的构建的具体步骤。	[24]
10	2009	新加坡国立大学	刀具状态监测	1.信号去噪; 2.传感器信号的时域、频域分析; 3.特征提取; 4.小波变换的刀具状态分析。	小波分析在非平稳加工信号中的应用。	[25]
11	2005	加拿大西安大略大学	刀具状态监测	1.常规加工方式及监测方法; 2.针对钻孔、车削、立铣和端面铣等加工的状态监测。	重点介绍传感器系统的搭建以及信号处理方法。	[26]

## 1 多传感器信息融合状态监测原理及流程

### 1.1 多传感器信息融合的状态监测原理

多传感器信息融合的状态监测,即结合传感器

技术,搭建多传感器信息采集平台,获取加工状态信息,采用先进的信息处理技术,开展信息的预处理、特征提取、优选及降维等工作,使用统计学习理论或人工智能技术,构建加工过程的多信息融合模型,实现加工过程多传感器信息融合的状态监测,以实时掌握加工状态,确保高品质加工。

## 1.2 多传感器信息融合的状态监测流程

将多传感器信息融合模型应用于加工过程状态监测,以达到改善加工质量、提升加工效率等目的,加工过程多传感器信息融合的流程及其关键技术如图1所示,其实现流程分为以下几个步骤:①搭建多传感器信息采集平台,获得不同类型的传感器

信息;②多传感器信息的预处理,获得完整的降噪、滤波信息;③特征提取,通过信号处理手段,获得表征加工状态的传感器特征值信息;④特征优选与降维,降低特征信息维度与复杂性;⑤构建多传感器信息融合的加工状态识别模型,并结合多源信息,训练并测试模型的可靠性及泛化能力。

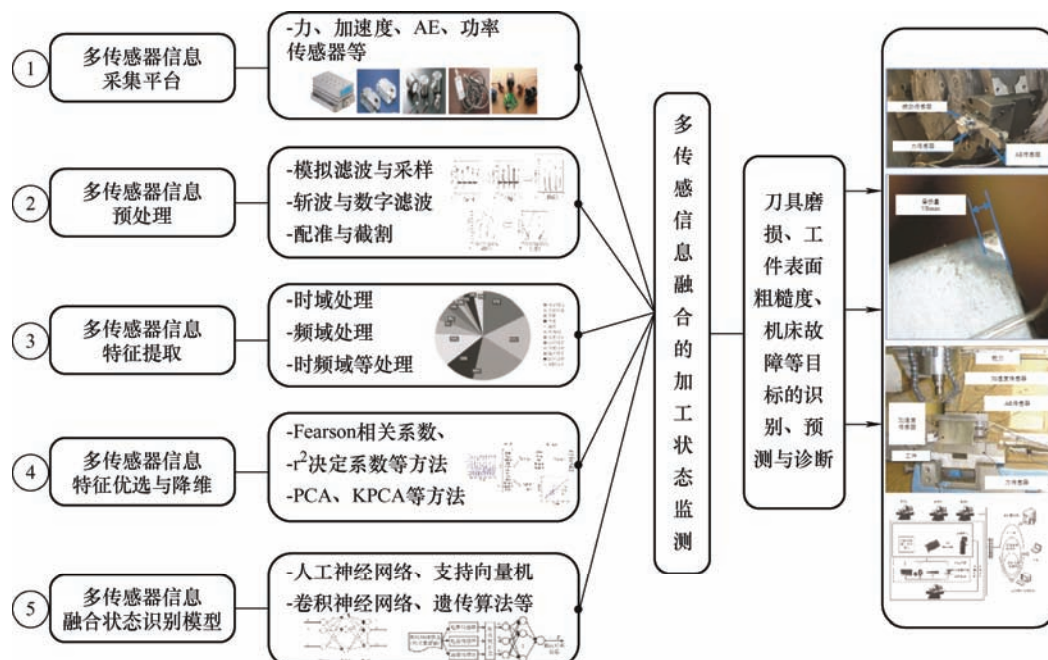


图1 加工过程多传感器信息融合的流程与关键技术

## 2 多传感器信息融合的状态监测关键技术

### 2.1 多传感器信息采集平台

传感器是信息采集平台的底层设备,其与放大器、采集卡、显示器及采集软件等,构成整个采集平台。常用于机械加工状态监测的传感器有力、振动、声发射、功率等传感器,下面分别对其简单介绍。

**力传感器。**由于刀具直接参与切削,切削力的变化最直接、最敏感地反映了切削加工的动态变化,故切削力监测是最理想参数之一<sup>[27]</sup>。一方面,当刀具磨损时,切削刃会慢慢失去切削能力,去除材料时摩擦力会大大增加,通过监测切削力大小的变化可反映刀具磨损程度。另一方面,刀具状态对工件质量有直接的影响,当刀具严重磨损后,工件质量会随之下降,通过切削力能间接反映工件质量情况。

**振动传感器。**根据加工方式及刀具进给方向,选择合适的方法进行振动监测,来反映切削过程刀具运动状态<sup>[28]</sup>。一方面,刀具振动状态反映了切削加工的平稳性,也反映了工件质量的状态。另一方

面,刀具振动幅值会随着刀具状态的变化而变化,振动监测也已应用于刀具磨损上。

**声发射传感器。**声发射(Acoustic emission, AE)是指材料局部因能量的快速释放而发出的瞬态弹性波的现象<sup>[29]</sup>。一方面,AE信号采样频率在10 kHz~10 MHz之间,不会造成采集信号的噪声干扰。另一方面,AE传感器非常适合监测刀具破损,因为在刀具破损或断裂过程中会产生大量的弹性波,使得AE信号变化明显。

**功率传感器。**功率传感器常接于机床电柜,其不会因复杂加工环境而受到干扰。一方面,功率信号可用于机床、电机主轴启停以及加工过程的能耗分析。另一方面,当切削力难以测量,可通过输入功率与输出力之间的线性关系,来达到间接监测切削力变化的目的<sup>[30]</sup>。

根据学者统计,应用于加工过程状态监测的单个传感器相对使用频率如图2所示<sup>[31]</sup>,但单一传感器信号的灵敏度和噪声抑制可能会随着加工参数、刀具磨损、工件材料特性等因素的变化而变化<sup>[24]</sup>,使得信号上下波动较大、稳定性下降。

为解决该问题,国内外学者围绕加工过程的不

同状态,开展多传感器信息融合的状态监测研究工作,基于加工过程多传感器信息采集平台,获取更加全面的加工状态信息。笔者统计所阅文献,得到近年来各传感器组的使用情况,如图 3 所示。值得注意的是,不同传感器类型的组合,会对加工状态的识别或预测产生不同的结果,巩亚东等<sup>[32]</sup>基于反向传播神经网络对砂轮钝化状态进行识别,发现力与功率传感器组合准确识别率为 94.8%,但力与 AE 传感器组合准确识别率为 88.2%。KUIJANIC 等<sup>[33]</sup>针对铣削刀具颤振,将力、振动与功率传感器的特征信息融合,发现力与振动特征组合进行信息融合时,具有最高的 97% 刀具颤振正确识别率。

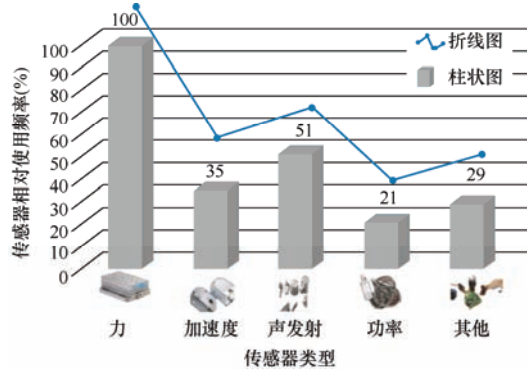


图2 单个传感器相对使用频率

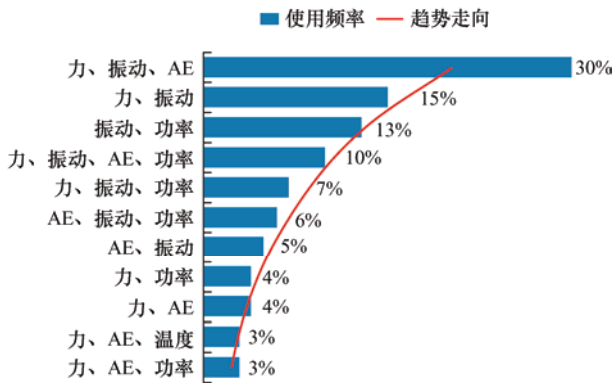


图3 传感器组的相对使用频率

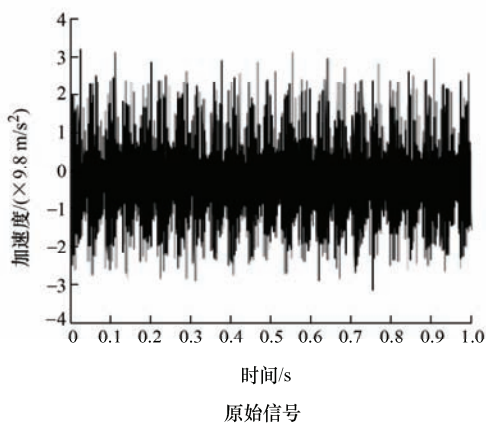


图5 小波阈值法去噪

不难发现,在加工过程状态监测中,根据加工特点,选择合适传感器类型,并合理分配、布置传感器,对提高动态加工过程传感器信息的可靠性和稳定性尤为关键。

## 2.2 多传感器信息预处理

原始传感器信号必定是信息量大、维度高且涵盖噪声、不完整加工波瓣等,而通过信号一系列预处理,可增强信息可读性。

在信号采集的硬件系统中,模拟滤波器使信号保持在传感器的频率响应范围内,结合采样定理,可防止信号在采集时因信号混叠造成的失真。斩波的目的是将时间序列中不完整的信号波瓣去除,如图 4 所示,DEIAB 等<sup>[34]</sup>针对力信号,截取了一段完整的加工波形来表征实际加工过程。

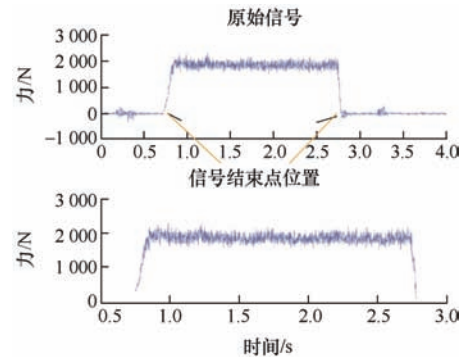


图4 力信号预处理

在实际加工环境中,传感器信号难免被噪声污染,使信噪比下降。通过分析信号构成成分,设计合适滤波器,达到滤波降噪的目的。林峰等<sup>[35]</sup>通过对 AE 信号的快速傅里叶变换(Fast Fourier transformation, FFT),设计了无限脉冲响应(Infinite impulse response, IIR)高通数字滤波器,得到了纯净的 AE 滤波信号。李国龙等<sup>[36]</sup>通过频谱分析,发现振动信号中噪声信号主要存在于高频部分,通过小波阈值法将高频噪声的去除,如图 5 所示,去噪效果较好。



时间配准保证了各个传感器信息是对目标同一时间的信息描述<sup>[37]</sup>。若传感器信号采集电路不同,会不可避免地使各个传感器信号之间有时间延迟,使得各个信号在时间上不同步。为解决此问题,常基于具有标记作用的标记信号来标记加工始停点位

置,以此区分加工与非加工状态<sup>[38]</sup>。

传感器信号预处理全过程,保证了加工过程信号的准确性和可靠性,为下一步信号特征精确提取、监测模型准确建立提供了保证,如图 6 所示,展示了力信号预处理的全过程<sup>[39]</sup>。

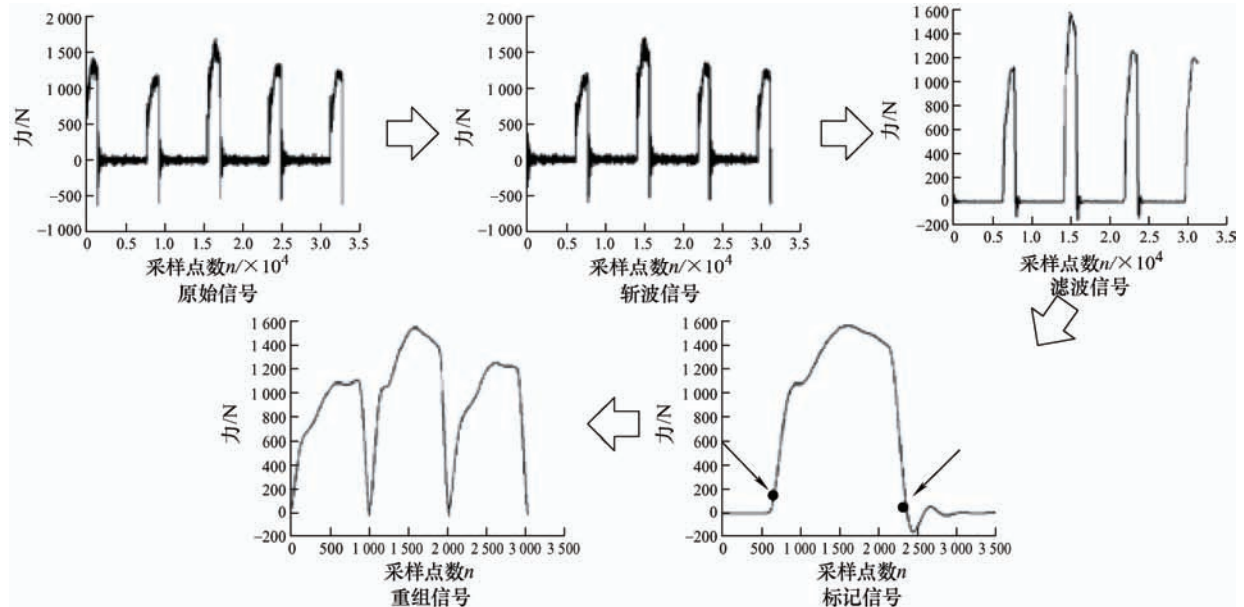


图 6 信号预处理过程

### 2.3 多传感器信息特征提取

对信号进行时域、频域或时频域分析,通过特征值指标,来表征或映射目标状态变化。

信号统计特征值分为有量纲与无量纲指标,笔者统计了特征值相对使用频率,从图 7 中可以看出,

有量纲指标相对使用频率较高,且对信号变化敏感,但其也易受到环境的干扰,为了可靠、稳定描述信号变化,需合理结合无量纲指标进行特征分析。特征提取的方法众多,下面介绍几种常见的信号分析方法,如表 2 所示<sup>[40]</sup>。

表 2 傅里叶变换、Gabor 变换及小波变换比较

内容	傅里叶变换(FT)	Gabor 变换或短时傅里叶变换(STFT)	小波变换(WT)
公式	$F(w)=\int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\exp(-j\omega t)dt$	$SF_f(w,\tau)=\int f(t)w(t-\tau)\exp(-j\omega t)dt$	$W_f(a,b)=\langle f,\psi_{a,b}\rangle=\frac{1}{\sqrt{ a }}\int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)dt$
范围	整个时域或频域分析	时频两域局部化分析	时频两域局部化分析
基函数	不同频率正弦函数	一般为高斯型核函数	多种多样(Morlet、Marr 小波等)
特点	联系信号时域和频域特征,分析频率统计特征	施加滑动窗,再作 Fourier 变换,克服了 Fourier 变换不具局部分析问题的能力	多分辨率分析,对信号具有自适应性;品质因数恒定,准确反映信号幅频特性等
不足	未能将时域和频域结合,只适合处理平稳信号	单一分辨率分析;品质因数随频率变化,可能导致频谱失真,不能准确反映信号	最优小波基函数的选择缺乏方法解决,只能通过分析结果与理论误差来判断其是否适用

通过时域信号的概率、相关性以及波形分析等,能直观地观测到信号的分布规律、信号间的关联关系和信号的趋势走向,但其对信号没有深层次的解析,提供的参考信息往往有限。傅里叶变换(Fourier transformation, FT)是对信号的频率进行剖析,其频谱图具有真实的物理意义,FFT 在工程实践中应用较多。ARUN 等<sup>[41]</sup>将 FFT 用于声发射信号频谱分析,使频谱特征与加工状态相关联,实现刀具状态监测。当处理随机振动的平稳信号时,功率谱密度(Power

spectral density, PSD)是极具特点的方法,其描述了信号能量与频率的分布关系。通过 PSD 分析,可以突出信号主要频率成分、排除噪声干扰等。于光等<sup>[42]</sup>采用 PSD 对磨削加工表面进行表征与分析,得到了表面误差的空间频率分布信息。

在研究非平稳信号时,时频域分析方法克服了 FT 无法描述信号的时频局域特性的不足<sup>[43]</sup>。短时傅里叶变换(Short time Fourier transformation, STFT)固有的缺点就是时间和频率分辨率无法权衡,使得

STFT 使用场景受限。由于小波变换(Wavelet transform, WT)对时间与频率分辨率具有自适应的能力, 克服了 STFT 的不足, 在分析非平稳信号时较受欢迎, 如刀具故障监测<sup>[44]</sup>、机械故障诊断<sup>[45]</sup>等方面。

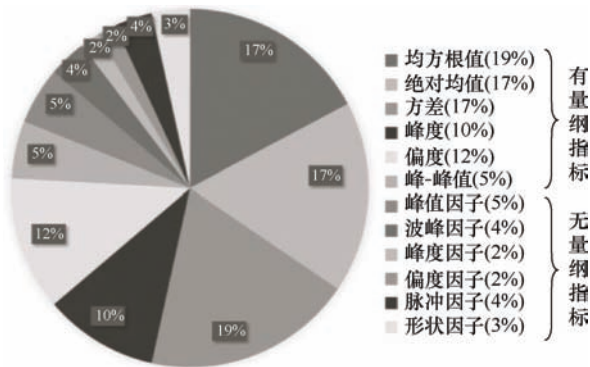


图7 统计特征值相对使用频率饼图

信号特征提取将复杂的数字信号转换成相对简单的特征值描述, 使加工过程复杂状态的监测模型构建成为可能。

#### 2.4 多传感器信息特征优选与降维

特征优选是为了去除不相关的特征, 特征降维则是为了降低多维特征向量的维度与复杂性, 从而获取模型输入的最佳特征子集(图8)。

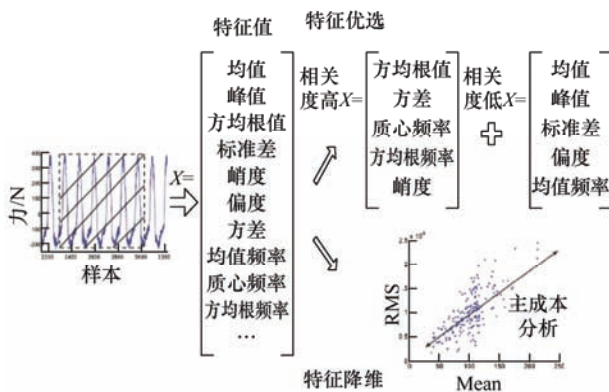


图8 特征生成、优选及降维

特征优选通常是通过相关性来筛选特征子集, 如皮尔逊相关系数( $r$ )和决定系数( $r^2$ ), 其思想是计算每个特征值与相应监测的状态参量值之间的相关度, 在一定指标要求下, 剔除所有低相关度的特征, 从而达到特征优选的目的<sup>[46]</sup>。无监督的特征降维与有监督的特征优选相比, 其在寻找最相关的特征子集上具有更高的自由度<sup>[47]</sup>。

主成分分析(Principal components analysis, PCA)是一种线性映射降维方法, 实施 PCA 要求特征矩阵中各个特征高度相关。SIMEONE 等<sup>[48]</sup>通过特征归一化处理, 经 PCA 降维实现了特征子集数量的缩减。但 PCA 降维忽略了数据高维空间的相互关系, 不能确保降维子集最优, 而核主成分分析(Kernel PCA, KPCA)通过原始向量的高维空间映射, 优化了特征降维过程<sup>[49]</sup>。廖小平等<sup>[50]</sup>通过 KPCA 特征降维, 发现第一核主成分与刀具磨损值显示为强相关, 为构建刀具磨损监测模型打下基础。当处理大量无关特征时, 套索(LASSO)特征降维技术可靠有效。LASSO 是一种线性回归模型, 其不仅可以从无关特征中准确地选择显著特征, 而且还可以保证特征选择的稳定性<sup>[51]</sup>。LU 等<sup>[52]</sup>通过 LASSO 大大降低了特征子集维度, 简化了预测模型构建。

PCA、KPCA 适用于特征子集相关性较大的场景, 而面对大量无关特征时, LASSO 技术更加适合。根据工程特点择优选择特征降维方法, 并将降维特征子集作为输入, 构建加工过程状态监测模型。

#### 2.5 加工过程的多传感器信息融合模型

面向加工过程状态监测, 构建多传感器信息融合模型是至关重要的一步。多传感器信息融合方法主要分为两类: 统计方法和人工智能(Artificial intelligence, AI)方法<sup>[53]</sup>, 表3总结了常见的信息融合方法<sup>[54-55]</sup>。

表3 加工过程状态识别模型构建方法

方法名称	方法特征	应用场景与特点
人工神经网络	结合先验知识和学习规则构建神经网络模型, 其网络权值等参数能够根据环境的变化	适用于样本信息偏小、模型性能要求不高的问题, 有较强的自适应能力, 但整体学习效率偏低
支持向量机	基于统计学的有监督二分类器, 适合在小样本、非线性及高维模式识别上寻求最佳	适用于二分类问题, 针对多分类问题容易产生过拟合, 具有一定泛化能力, 但对样本信息缺失敏感
贝叶斯网络	基于概率的不确定性推理方法, 根据先验知识, 通过计算后验概率, 应用于多因素影响的决策	适用于从不精确的信息中推理, 提取隐藏知识, 学习、推理时间较短, 且过程具有透明性
D-S 证据理论	不精确推理理论, 识别框架由互不相容的基本命题构成的完备集合组成, 融合推理结果在完备组内	适用于处理多个相互关联的不确定性命题, 提取并融合隐藏知识, 但证据冲突要求较小
聚类方法	统计分析方法, 根据样本之间的亲疏程度对样本进行聚合分类	适用于具有整数维数几何结构的样本信息, 擅长处理中小规模数据, 但整体运算量较大
模糊逻辑	不确定性概念判断、推理方法, 属于一种多值型逻辑, 指定一个从 0 到 1 之间的实数表示其真实度	适用于表达界限不清晰的定性知识与经验、解决不确定性问题, 但学习规则难建立、学习时间长
粗糙集理论	基于粗糙集的知识发现, 具备了知识获取、表示和推理能力, 可快速进行知识约简, 揭示潜在的规律	适用于处理不完整、不精确的问题, 能够处理大样本信息, 但推理规则较复杂, 运算量大
随机森林	包含多个决策树的分类器, 能够容忍噪声和异常值; 适用于大样本的以及高维小样本的问题	适用于样本不均衡、模型性能要求高的问题, 分类准确度高, 但树节点分裂时特征划分受限

人工神经网络(Artificial neural networks, ANNs)在人工智能信息融合方法中扮演重要角色,它是一种基于仿生学的数据处理模型,其中, BP 神经网络属于多层前馈网络,其误差反向传播思想,能高精度地拟合数据,因此其在刀具磨损识别<sup>[56]</sup>、工件质量预测<sup>[57]</sup>以及机床故障诊断<sup>[58]</sup>中得到广泛应用。但由于径向基函数(Radial basis function, RBF)神经网络的局部响应特性,使得其网络学习的收敛速度明显优于 BP 神经网络<sup>[59]</sup>,并在刀具状态监测得到应用,李国龙等<sup>[36]</sup>训练 RBF 神经网络进行滚刀磨损状态识别,结果表明,该方法识别准确率高达 98.75%。

ANN 从孕育到发展再到成熟,大大促进了人工智能的发展,机器学习是实现人工智能的一种方法,且应用广泛,如表 3 所示。但在面对巨大、复杂数据样本时,构建浅层学习模型依赖于人工经验,难以满足需求,深度学习则是基于机器学习的深层次学习方法,能自动地从数据中进行学习,挖掘深层信息<sup>[60]</sup>。

深度学习模型以卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)、深度信念网(Deep belief network, DBN)等为代表,其中 DBN 是由受限波尔曼机(Restricted Boltzmann machines, RBM)堆叠而成。当信号特征维数过高时,相较于 CNN, DBN 需要较长时间进行网络训练<sup>[61]</sup>。实际上, CNN 的深层结构由若干

包含独立神经元的二维平面组成,该结构使网络中自由参数量大大减少、网络参数选择复杂度降低,且 CNN 同样采用误差反向传播思想,具有较快的收敛速度<sup>[62-63]</sup>,何彦等<sup>[64]</sup>通过 CNN 的多维度特征提取,发现了特征到刀具磨损值的映射关系,建立了刀具磨损在线监测模型。深度学习是直接数据级向决策级演变,一方面,加快了信息的传播效率,另一方面,也需要大量样本来反复训练模型才能来确保其可靠性。

因此,在满足模型可靠性的前提下,模型朝着高适应性、强泛化性和多样化趋势发展,提高模型的准确性和普适性。

### 3 多传感器信息融合在加工过程状态监测中的应用

对刀具、工件以及机床状态进行监测是实现加工状态智能监控的前提和基础,不但能够在允许误差范围内表征复杂加工过程,而且能为实现加工过程的智能诊断、预测及决策提供了新思路。

#### 3.1 刀具磨损识别

在刀具与工件接触处会产生复杂的刀具磨损机理,通过间接传感器信息识别刀具磨损具有简单高效可行的特点<sup>[65]</sup>。如表 4 所示,总结了诸多学者在

表 4 不同加工过程刀具状态识别关键技术及特点

加工方式	传感器组	信号处理关键技术	信息融合模型	刀具磨损检测	模型预测性能	文献
车削	振动、力	特征指标的加法,乘积,商和矢量映射四种融合方法	融合函数(U)	—	预测精度 92%	[69]
铣削	振动、力	时域、FFT 以及小波分析	线性组合、模糊逻辑、统计推理、神经网络	—	预测精度 95.95%	[70]
铣削	AE、振动、力	特征提取、选择、约简和分类,形成分类、判定规则	粗糙集	—	—	[71]
铣削	力、振动	连续小波变换(CWT)	聚类方法	—	—	[72]
车削	AE、振动、力	信号分析、模糊分类	模糊逻辑	电子扫描显微镜	预测精度 74%	[73]
铣削	力、振动	离散小波变换(DWT)	支持向量机(SVM)	—	—	[74]
磨削	AE、加速度、力	时域、频域特征提取;基于 KNN 的 GA 特征优选	支持向量机(SVM)	激光轮廓扫描仪	预测精度 94.7%	[75]
铣削	AE、加速度、力	遗传算法进行特征优选; k 均值聚类算法分类	遗传算法和支持向量机(SVM)	Nikon Eclipse L150 显微镜	预测精度 94%	[76]
铣削	力、振动	时域、FFT、小波域分析	神经网络和模糊逻辑	—	预测精度 88%	[77]
车削	AE、加速度	耦合的受限波尔兹曼机(CRBM)	深度耦合神经网络	CCD 工业相机	预测精度 98.2%	[78]
磨削	AE、力、加速度	WPD、EEMD、mRMR 双指标特征优选	深度学习的长短期记忆网络(LSTM)	HIROXKH-7700 数字显微镜	MSE 为 0.463	[79]
铣削	力、振动	时域、FFT 以及小波分析	深度卷积神经网络(DCNN)	LEICAMZ12 显微镜	RMSE(10-3)0.7998	[80]
铣削	AE、加速度、力	整形的时间序列、交替卷积、多层感知器	重塑时间序列卷积神经网络(RTSCNN)	LEICA MZ12 显微镜	RMSE(10-3)2.2009	[81]
车削	力、视觉	信号残余误差、峰值速率特征	自组织映射网络(SOM)	CCD 工业相机	—	[82]
铣削	力、振动、加速度	时域、频域统计特征提取、优选、归一化	BP 神经网络	JC 10 型读数显微镜	—	[83]
磨削	AE、振动、力	PSD、波形复杂度、RMS 比特征提取	Dempster-Shafer(D-S)证据理论	—	预测精度 74.9%	[84]
磨削	AE、功率、加速度	时域、PSD 分析、特征优选	随机森林(RF)	激光位移传感器	预测精度 97.7%	[85]

车削、铣削、磨削加工中刀具磨损识别关键技术及特点。从表 4 可以看出,基于神经网络的加工状态识别方法较为常见,如刀具磨损识别<sup>[66-67]</sup>、残余应力评估<sup>[68]</sup>,但传统神经网络存在学习效率低等问题,文献[69-70]探究了传感器特征的不同融合策略,得到了特征最佳融合方式,提高了信息融合效率。此外,机器学习应用在刀具磨损识别过程中较为成熟,如文献[71-75]将粗糙集、支持向量机等方法应用在车削、铣削及磨削刀具磨损识别上。同时,将机器学习方法结合,优势互补,对提高刀具识别准确率帮助较大,如文献[76-77]实现了刀具磨损识别,其识别准确率比单一融合方法要高。基于深度学习构建的刀具磨损识别模型能提高模型稳定性和泛化能力,如文献[78-81]以卷积神经网络为代表,实现刀具磨损稳定、高效识别。

磨削加工中,当砂轮长时间工作而又未得到修整时,砂轮会因严重磨损而钝化,发生磨削颤振<sup>[86]</sup>,诱发工件烧伤<sup>[87]</sup>,使得工件质量下降,此时,可以认为需要对砂轮进行修整,使砂轮表面磨粒重新出刃,从而赋予砂轮新的磨削功能。但是,频繁或不适当的修整会增加磨削时间、砂轮损耗,降低生产率,为此,KANNAN 等<sup>[88]</sup>基于自回归移动平均模型(Auto-regression and moving average model, ARMA),为定期合理修整砂轮提供了参考。

在构建刀具磨损识别模型过程中,要实现刀具磨损在线识别,刀具磨损实时在线检测是关键,故如何利用 CCD 相机、数字显微镜(表 4)等设备来实时检测刀具磨损量显得尤为关键。

### 3.2 工件表面粗糙度预测

表面粗糙度( $Ra$ )是衡量产品质量的一个重要指标,其对零件的耐磨性、耐腐蚀性、配合精度以及接触刚度等影响较大<sup>[21]</sup>。学者研究表明,可以根据加工过程的传感器信息,建立加工工艺参数与工件表面粗糙度映射网络,来确定最佳工艺参数,满足加工质量要求<sup>[89]</sup>。由此可见,借助传感器技术可实现加工过程的间接监测,使加工过程工件表面粗糙度的实时预测成为可能。

通过构建多传感器信息融合模型,众多学者开展了相关研究。王明微等<sup>[90]</sup>提出了贝叶斯网络的  $Ra$  预测方法,该方法将力、振动特征作为模型输入,  $Ra$  预测精度为 70.8%。SEGRETO<sup>[91]</sup>提出了神经网络的磨削抛光表面粗糙度预测方法,该方法将小波包特征作为模型输入,预测精度为 86.94%。郭力等<sup>[92]</sup>通过试验研究发现,AE 方均根值大小与  $Ra$  的变化关系密切,为简化  $Ra$  预测提供了可能性。

为提高多传感器信息融合模型在预测精度上的不足,可以通过参数优化或深度学习提高模型性能。谢楠等<sup>[93]</sup>基于遗传算法优化的支持向量机模型(GA-SVM)提出了车削工件  $Ra$  预测方法。YIN 等<sup>[94]</sup>将自适应模糊推理与高斯回归相结合,提出了磨削工件  $Ra$  预测模型,相比于模糊推理方法,模型性能得到了提升。KANG 等<sup>[95]</sup>基于动态贝叶斯网络的耦合隐马尔可夫模型(DBN-CHMM)提出车削工件  $Ra$  预测方法,结果表明,DBN-CHMM 模型预测精度提升至 89%,明显高于 DBN 或 CHMM 模型。

将机理模型与数据模型结合,不仅能解释数据模型的物理意义,而且还能增强数据的表达能力。BHASKAR 等<sup>[96]</sup>通过建立外圆磨削动力学模型,发现高频振动频率对  $Ra$  的变化有较大影响,故基于高频特征构建随机森林(Random forest, RF)预测模型,预测精度达到 90%,验证了理论模型的合理性。

在构建  $Ra$  预测模型时,其性能取决于信号特征维度和算法复杂度<sup>[97]</sup>,在实现方法及模型输入上有较大的灵活性,因此,如何将信息高效融合并构建健壮的预测模型有待深入研究。

### 3.3 机床故障诊断

机床正常运行是保证加工过程安全、稳定进行的重要前提。但是,机床主轴、齿轮箱等结构复杂、产生故障的原因众多,使机床状态难以掌控<sup>[98-99]</sup>。为此,可以利用先进传感器技术,采集多源机床故障信息,基于卷积神经网络等智能诊断模型<sup>[100]</sup>,建立机床运行故障在线诊断机制,保证加工过程机床正常运行。

多传感器信息融合的机床故障诊断方法能克服单一传感器信号识别效率低、信号不稳定的问题<sup>[101]</sup>。YING 等<sup>[102]</sup>基于机床内部系统信号,将小波域特征作为神经网络模型输入,实现机床故障在线诊断。邓超等<sup>[103]</sup>提出了基于隐马尔可夫算法的机床状态评估方法,并在机床滚珠丝杠上得到应用。朱宏波等<sup>[104]</sup>基于外接传感器信息,构建了 BP 神经网络的故障诊断模型,诊断精度为 81.4%,可初步判定机床故障类型。值得注意的是,多源故障信息有效融合对提高机床状态高效诊断至关重要。刘丽冰等<sup>[105]</sup>提出了神经网络与 D-S 证据理论分级融合的机床故障诊断方法,该方法实现了机床系统信息与外部传感信息合理、高效融合。

通过机床系统内外复杂工况信息,开发机床故障诊断专家系统,是实现机床故障高效、智能诊断的重要方式<sup>[106]</sup>。翟鹏等<sup>[107]</sup>基于知识的诊断推理,建立了诊断目标、诊断知识库,开发了数控机床故



障诊断专家系统,并得到了可靠应用。刘世豪等<sup>[108]</sup>开发了基于模糊逻辑的机床故障专家系统,并在机床主轴故障诊断上得到了有效应用。王远航等<sup>[109]</sup>将故障树与 BP 神经网络结合,开发了基于规则诊断和案例诊断故障专家系统,实现了重型机床故障的分级诊断。陈国荣等<sup>[110]</sup>基于故障树的知识表达和推理机制,提出了滚齿机故障诊断专家系统,该系统在企业的应用表明,其生产效率得到了明显提高。

通过获取的故障信息能够准确、快速地进行机床故障预警并维修,是保证机床加工顺利进行的關鍵。张根保等<sup>[111]</sup>针对机床维修,提出了基于状态监测的机床视情维修方式,在转台实例上得到了有效应用。谷振宇等<sup>[112]</sup>开发了机床视情维修系统,该系统将机床故障预警/诊断/维修等信息深度融合,如图 9 所示,提升了机床故障诊断水平,并在外圆切削试验中得到了应用。

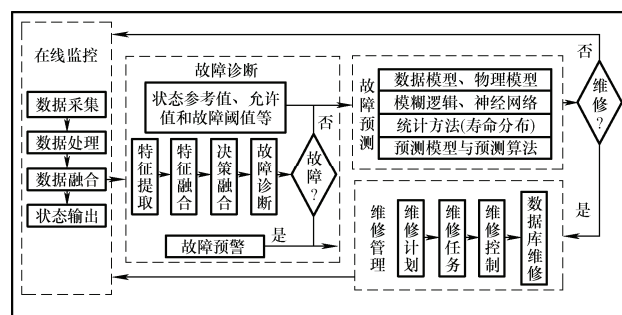


图 9 大型设备视情维修系统工作流程

机床故障类型多、原因复杂且信息量庞大,如何将海量信息进行知识化表达并建立完备的知识结构网络具有挑战性<sup>[113]</sup>。

## 4 结论与展望

本文综合国内外研究基础,总结了构建加工过程状态监测模型的主要流程及其关键技术,围绕加工过程刀具状态(刀具磨损)、零件状态(表面粗糙度)、机床运行状态(机床故障)等目标状态监测展开综述。目前国内外的研究为加工过程状态智能监控奠定了良好的基础,但为适应现代制造的高速度、高精度的要求,多传感器信息融合的加工过程状态监测还有待更深入的研究和讨论。

(1) 多传感器信息融合的理论体系尚未成熟,应用在加工过程状态监测上还存在诸如——传感器使用场景受限、多维特征优选与降维的效率低、模型准确度或泛化能力不高等问题。基于此,需进一步研究多传感器信息融合的理论,开发高质量且方便使用的传感器,分析特征信息与加工状态映射

关系,研究基于深度学习的模型参数动态优化方法,为可靠采集信息、高效特征优选与降维、稳定模型性能提供可信度支持。

(2) 基于人工智能算法或机器学习等方法构建多传感器信息融合模型是实现加工过程状态有效、精确监测的关键所在。在构建刀具磨损识别模型时,如何利用视觉、高精度传感器等设备来实时检测刀具磨损量是关键所在;在构建  $Ra$  预测模型时,模型性能取决于信号特征维度和算法复杂度,如何将人工智能算法、机器学习、深度学习等方法优势互联,构建健壮的预测模型,实现信息高效融合有待进一步研究;在构建机床故障诊断模型时,如何将海量信息进行知识化表达并建立完备的知识结构网络,形成机床故障诊断专家系统仍具有挑战性。根据具体对象特点,构建具有相应优势的多传感器信息融合模型,是实现加工过程状态监测的重要基础。同时,有望形成强适应性、高普适性的多目标动态监测模型,满足模型跨对象、跨设备的发展趋势。

(3) 多传感器信息融合将表征加工过程状态的多个信息聚集并融合,使海量、杂乱的信息有序且可理解,是加工过程走向智能化监控的重要基础之一。多传感器信息融合的状态监测使加工过程有一定程度的透明度,而借助计算机端、移动端、云平台服务等手段使状态信息远程监测成为可能,同时,也为构建加工过程状态信息异常的远程决策、远程信息反馈控制的智能化监控体系提供信息来源与数据基础,使数控机床加工过程信息“感知-认知-决策-控制一体化监控”成为可能,为机械加工领域走向数字化、网络化、智能化提供坚实基础。

## 参 考 文 献

- [1] 郁文贤, 雍少为, 郭桂蓉. 多传感器信息融合技术述评[J]. 国防科技大学学报, 1994, 16(3): 1-11.  
YU Wenxian, YONG Shaowei, GUO Guirong. Review of multi sensor information fusion technology[J]. Journal of National University of Defense Technology, 1994, 16(3): 1-11.
- [2] 赵望达, 段方英, 徐志胜. 基于信息融合的智能安全监控自动化系统[J]. 中国安全科学学报, 2005, 15(4): 106-108, 114.  
ZHAO Wangda, DUAN Fangying, XU Zhisheng. Intelligent safety monitoring automation system based on information fusion[J]. China Safety Science Journal, 2005, 15(4): 106-108, 114.

- [3] 刘强, 卓洁, 郎自强, 等. 数据驱动的工业过程运行监控与自优化研究展望[J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 1944-1956.
- LIU Qiang, ZHUO Jie, LANG Ziqiang. Perspectives on data-driven operation monitoring and self-optimization of industrial processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(11): 1944-1956.
- [4] JI Hongyan, YUAN Yanhu, CHAO Zhongguo. Rotor unbalance fault diagnosis using DBN based on multi-source heterogeneous information fusion[J]. Procedia Manufacturing, 2019, 35: 1184-1189.
- [5] 沈长青, 汤盛浩, 江星星, 等. 独立自适应学习率优化深度信念网络在轴承故障诊断中的应用研究[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 81-88.
- SHEN Changqing, TANG Shenghao, JIANG Xingxing, et al. Bearings fault diagnosis based on improved deep belief network by self-individual adaptive learning rate[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 81-88.
- [6] 毕盛, 刘皓熙, 闵华清, 等. 基于多传感器信息融合的仿人机器人跌倒检测及控制[J]. 华南理工大学学报, 2017, 45(1): 95-101.
- BI Sheng, LIU Haoxi, MIN Huaqing, et al. Falling detection and control of humanoid robots based on multi-sensor information fusion[J]. Journal of South China University of Technology, 2017, 45(1): 95-101.
- [7] 王昕煜, 平雪良. 基于多传感器融合信息的移动机器人速度控制方法[J]. 工程设计学报, 2021, 28(1): 13-21.
- WANG Xinyu, PING Xueliang. Speed control method of mobile robot based on multi-sensor fusion information [J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2021, 28(1): 13-21.
- [8] 周济. 智能制造——“中国制造 2025”的主攻方向[J]. 中国机械工程, 2015, 26(17): 2273-2284.
- ZHOU Ji. Intelligent manufacturing——Main direction of “Made in China 2025”[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(17): 2273-2284.
- [9] LINAS J, HALL D L. An introduction to multi-sensor data fusion[C/CD]/IEEE International Symposium on Circuits & Systems. IEEE, 1998.
- [10] BAHN B, MOTAVALLI S, ARFI T. Sensor fusion for monitoring machine tool conditions[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 1997, 10(5): 314-323.
- [11] CHEN S L, JEN Y W. Data fusion neural network for tool condition monitoring in CNC milling machining[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2000, 40(3): 381-400.
- [12] ZHANG X Y, LU X, WANG S, et al. A multi-sensor based online tool condition monitoring system for milling process[J]. Procedia CIRP, 2018, 72: 1136-1141.
- [13] HABER R E, JOSE E, PERES C R, et al. An investigation of tool-wear monitoring in a high-speed machining process[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2004, 116(3): 539-545.
- [14] SCHEFFER C, HEYNS P S. Wear monitoring in turning operations using vibration and strain measurements[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2001, 15(6): 1185-1202.
- [15] ALIUSAOGLU C, ERTUNC H M, OCAK H. Tool wear condition monitoring using a sensor fusion model based on fuzzy inference system[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2009, 23(2): 539-546.
- [16] NASIR V, SASSANI F. A review on deep learning in machining and tool monitoring: Methods, opportunities, and challenges[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 115: 2683-2709.
- [17] XU Ke, LI Yingguang, LIU Changqing, et al. Advanced data collection and analysis in data-driven manufacturing process[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2020, 33(3): 40-60.
- [18] KONG Lingbao, PENG Xing, CHEN Yao, et al. Multi-sensor measurement and data fusion technology for manufacturing process monitoring: A literature review[J]. International Journal of Extreme Manufacturing, 2020, 2(2): 5-31.
- [19] HE Baofeng, WEI Cui'e, DING Siyuan, et al. A survey of methods for detecting metallic grinding burn[J]. Measurement, 2019, 134: 426-439.
- [20] MAJUMDER B D, ROY J K, PADHEE S. Recent advances in multifunctional sensing technology on a perspective of multi-sensor system: A review[J]. IEEE Sensors Journal, 2018(99): 1558-1748.
- [21] 刘献礼, 刘强, 岳彩旭, 等. 切削过程中的智能技术[J]. 机械工程学报, 2018, 54(16): 45-61.
- LIU Xianli, LIU Qiang, YUE Caixu, et al. Intelligent machining technology in cutting process[J]. Journal of

- Mechanical Engineering, 2018, 54(16): 45-61.
- [22] LAURO C H, BRAND O L C, BALDO D, et al. Monitoring and processing signal applied in machining processes: A review[J]. Measurement, 2014, 58: 73-86.
- [23] KHALEGHI B, KHAMIS A, KARRAY F O, et al. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art[J]. Information Fusion, 2013, 14(1): 28-44.
- [24] ABELLAN J V, FERNANDO R S. A review of machining monitoring systems based on artificial intelligence process models[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 47(1-4): 237-257.
- [25] ZHU K, WONG Y S, HONG G S. Wavelet analysis of sensor signals for tool condition monitoring: A review and some new results[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2009, 49(7-8): 537-553.
- [26] REHORN A G, JIANG J, ORBAN P E. State-of-the-art methods and results in tool condition monitoring: A review[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2005, 26(7-8): 942.
- [27] KARPUSCHEWSKI B, INSASKI I. Monitoring systems for grinding processes[M]. London: Springer, 2006.
- [28] 王志学, 刘献礼, 李茂月, 等. 切削加工颤振智能监控技术[J]. 机械工程学报, 2020, 56(24): 1-23.
- WANG Zhixue, LIU Xianli, LI Maoyue, et al. Intelligent monitoring and control technology of cutting chatter[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(24): 1-23.
- [29] LI Xiaoli. A brief review: Acoustic emission method for tool wear monitoring during turning[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2002, 42(2): 157-165.
- [30] TETI R, JEMIELNIAK K, O'DONNELL G, et al. Advanced monitoring of machining operations[J]. CIRP Annals - Manufacturing Technology, 2010, 59(2): 717-739.
- [31] CHO D W, LEE S J, CHE C N. The state of machining process monitoring research in Korea[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 1999, 39(11): 1697-1715.
- [32] 巩亚东, 吕洋, 王宛山, 等. 基于多传感器融合的磨削砂轮钝化的智能监测[J]. 东北大学学报, 2003(3): 248-251.
- KONG Yadong, LÜ Yang, WANG Wanshana, et al. Intelligent monitoring for grinding wheel passivation based on multi-sensor fusion[J]. Journal of Northeastern University, 2003(3): 248-251.
- [33] KUIJANIC E, SORTINO M, TOTIS G. Multisensor approaches for chatter detection in milling[J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 312(4-5): 672-693.
- [34] DEIAB I, ASSALEH K, HAMMAD F. On modeling of tool wear using sensor fusion and polynomial classifiers[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2009, 23(5): 1719-1729.
- [35] 林峰, 焦慧锋, 傅建中. 基于贝叶斯网络的平面磨削状态智能监测技术研究[J]. 中国机械工程, 2011, 22(11): 1269-1273.
- LIN Feng, JIAO Huifeng, FU Jianzhong. Research on intelligent monitoring technique of machining state for surface grinder based on bayesian network[J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(11): 1269-1273.
- [36] 李国龙, 李彪, 蒋林, 等. 基于 HHT 和 IPSO 算法优化 RBF 神经网络的滚刀磨损状态识别方法[J]. 吉林大学学报, 2020, 50(6): 1998-2009.
- LI Guolong, LI Biao, JIANG Lin, et al. Hob wear recognition method based on HHT and IPSO-RBF neural network[J]. Journal of Jilin University, 2020, 50(6): 1998-2009.
- [37] MCMICHAEL D W, OKELLO N N. Maximum likelihood registration of dissimilar sensors[C]//Australian Data Fusion Symposium, IEEE Xplore, 1996: 31-34.
- [38] 房启成, 刘璐, 何建樑, 等. 基于多源信息融合与随机映射的机床故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(10): 94-97.
- FANG Qicheng, LIU Lu, HE Jiancheng, et al. Machine tool fault diagnosis based on multi-source information fusion and random projection[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(10): 94-97.
- [39] GHOSH N, RAVI Y B, PATRA A, et al. Estimation of tool wear during CNC milling using neural network-based sensor fusion[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21(1): 466-479.
- [40] 贾朱植, 董立文, 董勃, 等. Fourier 变换和 Gabor 变换与小波变换的比较研究[J]. 鞍山科技大学学报, 2005, 28(1): 12-16.
- JIA Zhuzhi, DONG Liwen, DONG Bo, et al. Comparison study of Fourier transform, Gabor transform and wavelet

- transform[J]. Journal of Anshan University of Science and Technology, 2005, 28(1): 12-16.
- [41] ARUN A, KRISHNASWAMY R, UNNIKRISHNAN D, et al. Tool condition monitoring of cylindrical grinding process using acoustic emission sensor[J]. Materials Today: Proceedings, 2018, 5(5): 11888-11899.
- [42] 于光, 李鹏, 赵清亮, 等. 超精密加工表面特性的功率谱密度表征与分析[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2010, 42(1): 29-32.
- YU Guang, LI Peng, ZHAO Qingliang, et al. Characterization of ultra-precision machined surfaces with power spectral density[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2010, 42(1): 29-32.
- [43] COHEN L. Time-frequency distributions: A review[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(7): 941-981.
- [44] 臧玉萍, 张德江, 王维正. 基于小波变换技术的发动机异响故障诊断[J]. 机械工程学报, 2009, 45(6): 239-245.
- ZANG Yuping, ZHANG Dejiang, WANG Weizheng. Fault diagnosis of engine abnormal sound based on wavelet transform technique[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(6): 239-245.
- [45] 谢平, 刘彬. 一种基于小波网络的切削刀具故障监测[J]. 机械工程学报, 2002, 38(2): 108-111.
- XIE Ping, LIU Bin. Fault monitoring of cutting tool based on wavelet network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2002, 38(2): 108-111.
- [46] JAMES G, WITTEN D, HASTIE T, et al. An introduction to statistical learning Volume 103: Linear regression[J]. Springer Texts in Statistics, 2013(1): 1-14.
- [47] LI Lingjun, LIU Shigang, PENG Yali, et al. Overview of principal component analysis algorithm[J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(9): 3935-3944.
- [48] SIMEONE A, SEGRETO T, TETI R. Residual stress condition monitoring via sensor fusion in turning of inconel 718[J]. Procedia CIRP, 2013, 12: 67-72.
- [49] XU Y, ZHANG D, SONG F, et al. A method for speeding up feature extraction based on KPCA[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4-6): 1056-1061.
- [50] 廖小平, 黎宇嘉, 陈超逸, 等. 基于核主成分和灰狼优化算法的刀具磨损状态识别[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(11): 3031-3039.
- LIAO Xiaoping, LI Yujia, CHEN Chaoyi, et al. Tool wear condition recognition based on kernel principal component and grey wolf optimizer algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(11): 3031-3039.
- [51] PARK T, CASELLA G. The Bayesian lasso[J]. Journal of the American Statistical Association, 2008, 103(482): 681-686.
- [52] LU Z, WANG M, DAI W, et al. In-process complex machining condition monitoring based on deep forest and process information fusion[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 104: 1953-1966.
- [53] 杨占玺, 韩秋实, 孙志永. 多传感器信息融合及其在加工过程中的应用现状[J]. 现代制造工程, 2007(10): 94-96.
- YANG Zhanxi, HAN Qiushi, SUN Zhiyong. A review about multi-sensor information fusion and its application in machining process [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2007(10): 94-96.
- [54] 杨剑锋, 乔佩蕊, 李永梅, 等. 机器学习分类问题及算法研究综述[J]. 统计与决策, 2019, 35(6): 36-40.
- YANG Jianfeng, QIAO Peirui, LI Yongmei, et al. A survey of machine learning classification problems and algorithms[J]. Statistics & Decision, 2019, 35(6): 36-40.
- [55] 简小刚, 贾鸿盛, 石来德. 多传感器信息融合技术的研究进展[J]. 中国工程机械学报, 2009, 7(2): 227-232.
- JIAN Xiaogang, JIA Hongsheng, SHI Laide. Advances on multi-sensor information fusion technologies[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2009, 7(2): 227-232.
- [56] 徐玲, 杨丹, 王时龙, 等. 基于进化神经网络的刀具寿命预测[J]. 计算机集成制造系统, 2008(1): 167-171, 182.
- XU Lin, YANG Dan, WANG Shilong, et al. Prediction of cutting tool life based on evolutionary neural network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2008(1): 167-171, 182.
- [57] 陈廉清, 郭建亮, 杨勋, 等. 基于进化神经网络的磨削粗糙度预测模型[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(11): 2854-2863.
- CHEN Lianqing, GUO Jianliang, YANG Xun, et al. Grinding roughness prediction model based on evolutionary artificial neural network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013, 19(11): 2854-



- 2863.
- [58] 李振雨, 王好臣, 王功亮, 等. 基于 BP 网络的机床主轴故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2019(10): 130-133, 139.
- LI Zhengyu, WANG Haocheng, WANG Gongliang, et al. Research of spindle fault diagnosis based on BP neural network[J]. Machinery Design & Manufacture, 2019(10): 130-133, 139.
- [59] 彭彬彬, 闫献国, 杜娟. 基于 BP 和 RBF 神经网络的表面质量预测研究[J]. 表面技术, 2020, 49(10): 324-328, 337.
- PENG Binbin, YAN Xianguo, DU Juan. Surface quality prediction based on BP and RBF neural networks[J]. Surface Technology, 2020, 49(10): 324-328, 337.
- [60] 余凯, 贾磊, 陈雨强, 等. 深度学习的昨天、今天和明天[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(9): 1799-1804.
- YU Kai, JIA Lei, CHEN Yuqiang, et al. Yesterday, today and tomorrow of deep learning[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(9): 1799-1804.
- [61] AREL I, ROSE D C, KARNWSKI T P. Research frontier: Deep machine learning--a new frontier in artificial intelligence research[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2010, 5(4): 13-18.
- [62] 严春满, 王铖. 卷积神经网络模型发展及应用[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(1): 27-46.
- YAN Chunman, WANG Cheng. Development and application of convolutional neural network model[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021, 15(1): 27-46.
- [63] 胡越, 罗东阳, 花奎, 等. 关于深度学习的综述与讨论[J]. 智能系统学报, 2019, 14(1): 1-19.
- HU Yue, LUO Dongyang, HUA Kui, et al. Review and Discussion on deep learning[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(1): 1-19.
- [64] 何彦, 凌俊杰, 王禹林, 等. 基于长短时记忆卷积神经网络的刀具磨损在线监测模型[J]. 中国机械工程, 2020, 31(16): 1959-1967.
- HE Yan, LIN Junjie, WANG Yulin, et al. In-process tool wear monitoring model based on LSTM-CNN[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(16): 1959-1967.
- [65] 赵金坠, 冯克明, 邢波. 磨削加工监测技术研究进展[J]. 制造技术与机床, 2017(12): 52-57, 61.
- ZHAO Jinzhui, FENG Keming, XING Bo. Research progress of grinding monitoring technology[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2017(12): 52-57, 61.
- [66] CAGGIANO A. Tool wear prediction in Ti-6Al-4V machining through multiple sensor monitoring and PCA features pattern recognition[J]. Sensors, 2018, 18(3): 823.
- [67] SEGRETO T, SIMRONE A, TETI R. Sensor fusion for tool state classification in nickel superalloy high performance cutting[J]. Procedia CIRP, 2012, 1(1): 593-598.
- [68] TETI R, SEGRETO T. Residual stress assessment in inconel 718 machining through wavelet sensor signal analysis and sensor fusion pattern recognition[J]. Procedia CIRP, 2013, 9: 103-108.
- [69] KENEN A P, CHOUDHURY S K. Analytical modeling of tool health monitoring system using multiple sensor data fusion approach in hard machining[J]. Measurement, 2019, 145: 118-129.
- [70] KULJIANICC E, TOYIDS G, SORTINO M. Development of an intelligent multisensor chatter detection system in milling[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(5): 1704-1718.
- [71] XIE Nan, ZHENG Beirong, XIE Xiaowen, et al. Research on the multi-sensor fusion-based tool condition recognition system[C]//Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). 2015, 2015: 5545-5549.
- [72] TORABI A J, ER M J, LI X, et al. Application of clustering methods for online tool condition monitoring and fault diagnosis in high-speed milling processes[J]. IEEE Systems Journal, 2017, 10(2): 721-732.
- [73] KUNTOGLU M, SAGLAM H. Investigation of signal behaviors for sensor fusion with tool condition monitoring system in turning[J]. Measurement, 2021, 173: 1-15.
- [74] LIU C, LI Y, ZHOU G, et al. A sensor fusion and support vector machine based approach for recognition of complex machining conditions[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2018, 29(8): 1739-1752.
- [75] YAN P D, VIGNEASH W, CAESAR R, et al. In-process tool condition monitoring in compliant abrasive belt grinding process using support vector machine and genetic algorithm[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2018, 31: 199-213.

- [76] KAYA B, OYSU C, ERTUNC H M, et al. A support vector machine-based online tool condition monitoring for milling using sensor fusion and a genetic algorithm[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 2012, 226(11): 1808-1818.
- [77] AI H A, GINDY N. A new approach for systematic design of condition monitoring systems for milling processes[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2000, 107(1-3): 243-251.
- [78] MA M, SUN C, CHEN X, et al. A deep coupled network for health state assessment of cutting tools based on fusion of multisensory signals[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(12): 1-10.
- [79] GUO W, LI B, ZHOU Q. An intelligent monitoring system of grinding wheel wear based on two-stage feature selection and long short-term memory network[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 2019, 233(13): 1-11.
- [80] HUANG Z, ZHU J, LEI J, et al. Tool wear predicting based on multi-domain feature fusion by deep convolutional neural network in milling operations[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2020, 31: 1-14.
- [81] HUANG Z, ZHU J, LEI J, et al. Tool wear predicting based on multisensory raw signals fusion by reshaped time series convolutional neural network in manufacturing[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 178640-178651.
- [82] WANG W H, HONG G S, WONG Y S, et al. Sensor fusion for online tool condition monitoring in milling[J]. *International Journal of Production Research*, 2007, 45(21): 5095-5116.
- [83] 李锡文, 杨明金, 谢守勇, 等. 基于神经网络信息融合的铣刀磨损状态监测[J]. *农业机械学报*, 2007(7): 160-163.
- LI Xiwen, YNAG Mingjin, XIE Shouyong, et al. Wear condition monitoring of helical cutters based on neural network information infusion method[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2007(7): 160-163.
- [84] 毕果, 郭隐彪, 韩伟. 基于信息融合的精密磨削砂轮磨损状态在线识别方法研究[J]. *机械强度*, 2013, 35(6): 737-742.
- BI Guo, GUO Yingbiao, HAN Wei. On-line identification of wheel wear condition in precision grinding based on information fusion[J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2013, 35(6): 737-742.
- [85] 郭维诚, 李蓓智, 杨建国, 等. 磨削过程信号监测与砂轮磨损预测模型构建[J]. *上海交通大学学报*, 2019, 53(12): 1475-1481.
- GUO Weicheng, LI Peizhi, YANG Jianguo, et al. Monitoring of grinding signals and development of wheel wear prediction model[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2019, 53(12): 1475-1481.
- [86] GRIFFIN J M, CHEN X. Multiple classification of the acoustic emission signals extracted during burn and chatter anomalies using genetic programming[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2009, 45(11-12): 1152.
- [87] YANG Z, YU Z, XIE C, et al. Application of Hilbert-Huang Transform to acoustic emission signal for burn feature extraction in surface grinding process[J]. *Measurement*, 2014, 47: 14-21.
- [88] KANNAN K, ARUNACHALAM N, CHAWLA A, et al. Multi-sensor data analytics for grinding wheel redress life estimation: An approach towards industry 4.0[J]. *Procedia Manufacturing*, 2018, 26: 1230-1241.
- [89] TANGJITSTCHAROEN, SOMKIAT. Prediction of surface roughness on CNC turning based on monitoring of cutting force and cutting temperature[J]. *Advanced Materials Research*, 2013, 690-693: 2540-2549.
- [90] 王明微, 周竞涛, 敬石开, 等. 基于贝叶斯网络的切削加工表面粗糙度在线监测方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2014, 20(12): 3075-3081.
- WANG Mingwei, ZHOU Jingtao, JING Shikai, et al. Surface roughness monitoring method based on Bayesian network models[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2014, 20(12): 3075-3081.
- [91] SEGRETO T, KARAM S, TETI R. Signal processing and pattern recognition for surface roughness assessment in multiple sensor monitoring of robot-assisted polishing[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, 90(1): 1023-1033.
- [92] 郭力, 郭君涛, 李波. 工程陶瓷磨削声发射和磨削温度磨削力联合监测的研究[J]. *机械科学与技术*, 2021, 40(2): 243-248.

- GUO Li, GUO Juntao, LI Bo. Joint monitoring of acoustic emission and grinding temperature and grinding force in engineering ceramics grinding[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(2): 243-248.
- [93] 谢楠, 周俊锋, 郑蓓蓉. 考虑能耗的多传感器融合加工表面粗糙度预测方法[J]. 表面技术, 2018, 47(9): 249-258.
- XIE Nan, ZHOU Junfeng, ZHENG Peirong. An approach for surface roughness prediction in machining based on multi-sensor fusion considering energy consumption[J]. Surface Technology, 2018, 47(9): 249-258.
- [94] YIN S, NGUYEN D T, CHEN F J, et al. Application of compressed air in the online monitoring of surface roughness and grinding wheel wear when grinding Ti-6Al-4V titanium alloy[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 101(1-4): 1315-1331.
- [95] KANG H, ZHUANZHE Z, MINPING J, et al. Dynamic Bayesian Network-based Approach by Integrating Sensor Deployment for Machining Process Monitoring[J]. IEEE Access, 2018, 6: 33365-33372.
- [96] BHASKAR B, VAIRAMUTHU R, RAMESH B N, et al. Process-machine interactions and a multi-sensor fusion approach to predict surface roughness in cylindrical plunge grinding process[J]. Procedia Manufacturing, 2018, 26: 700-711.
- [97] ABOUELATTA O B, MADL J. Surface roughness prediction based on cutting parameters and tool vibrations in turning operations[J]. Journal of Materials Processing Tech., 2001, 118(1): 269-277.
- [98] 陈雪峰, 张兴武, 曹宏瑞. 智能主轴状态监测诊断与振动控制研究进展[J]. 机械工程学报, 2018, 54(19): 58-69.
- CHEN Xuefeng, ZHANG Xingwu, CAO Hongrui. Research Progress on condition monitoring diagnosis and vibration control of intelligent spindle[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(19): 58-69.
- [99] 姚家伦, 李龙森. 机床齿轮箱智能振动故障诊断专家系统[J]. 振动与冲击, 1988(3): 73-78.
- YAO Jialun, LI Longsen. Intelligent vibration fault diagnosis expert system for machine tool gearbox[J]. Journal of Vibration and Shock, 1988, 7(3): 73-78.
- [100] JIAO J, ZHAO M, LIN J, et al. A comprehensive review on convolutional neural network in machine fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2020, 417: 36-63.
- [101] DURO J A, PADGET J A, BOWEN C R, et al. Multi-sensor data fusion framework for CNC machining monitoring[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 66-67: 505-520.
- [102] YING Huang, ZHAO Wanhua, LU Bingheng. A novel methodology on the state estimation of the machine tools based on the multi-sensor information fusion in time-frequency space[C]//IEEE International Symposium on Assembly and Manufacturing (ISAM), Xi'an, 2013: 352-356.
- [103] 邓超, 孙耀宗, 李嵘, 等. 基于隐 Markov 模型的重型数控机床健康状态评估[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(3): 552-558.
- DENG Chao, SUN Yaozong, LI Rong, et al. Hidden markov model based on the heavy-duty CNC health state estimate[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013, 19(3): 552-558.
- [104] 朱宏波. 基于多传感器信息融合的数控机床状态监测系统[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- ZHU Hongbo. Condition monitoring system of CNC machine tool based on multi sensor information fusion[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [105] 刘丽冰, 李曼, 李莉, 等. 基于多源信息融合的数控机床不停机诊断研究[J]. 制造技术与机床, 2016(8): 109-115.
- LIU Libing, LI Man, LI Li, et al. Research on on line diagnosis of CNC machine tool based on multi source information fusion[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2016(8): 109-115.
- [106] 史天运, 王信义, 袁洪芳. 柔性加工单元的状态监测与故障诊断研究[J]. 北京理工大学学报, 1998(5): 567-572.
- SHI Tianyun, WANG Xinyi, YUAN Hongfang. Research on condition monitoring and fault diagnosis of flexible machining unit[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 1998(5): 567-572.
- [107] 翟鹏, 史铁林, 陈培林, 等. 数控机床故障诊断专家系统的设计[J]. 振动. 测试与诊断, 1997(2): 38-43.
- QU Peng, SHI Tielin, CHEN Peilin, et al. Design of fault

- diagnosis expert system for CNC machine tools[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 1997(2): 38-43.
- [108] 刘世豪, 张云顺, 王宏睿. 数控机床主轴优化设计专家系统研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(4): 372-381. LIU Shihao, ZHANG Yunshun, WANG Hongrui. Optimization design expert system of CNC machine tool spindle[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4): 372-381.
- [109] 王远航, 邓超, 吴军, 等. 基于混合型专家系统的重型机床故障诊断[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(10): 2139-2147. WANG Yuanhang, DENG Chao, WU Jun, et al. Mixed-expert-system-based fault diagnosis for heavy machine[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(10): 2139-2147.
- [110] 陈国荣, 鄢萍, 刘飞, 等. 滚齿机网络化故障诊断专家系统的设计及应用[J]. 重庆大学学报, 2010, 33(5): 62-71. CHEN Guorong, YAN Ping, LIU Fei, et al. Networked fault diagnosis expert system of hobbing machine[J]. Journal of Chongqing University, 2010, 33(5): 62-71.
- [111] 张根保, 唐贤进, 许智, 等. 数控机床基于状态监测的视情维修决策研究[J]. 机械科学与技术, 2012, 31(2): 182-185. ZHANG Genbao, TANAG Xianjin, XU Zhi, et al. Research on condition based maintenance decision of CNC[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2012, 31(2): 182-185.
- [112] 谷振宇, 何彦, 刘军. 基于运行信息融合的大型设备视情维修系统[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(10): 2094-2100. GU Zhenyu, HE Yan, LIU Jun. Condition-based maintenance system for large equipment based on running information fusion[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(10): 2094-2100.
- [113] HUANG M, LIU Z, TAO Y. Mechanical fault diagnosis and prediction in IoT based on multi-source sensing data fusion[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2019, 102: 1-19.
- 
- 作者简介: 滕洪钊, 男, 1997 年出生。主要研究方向为磨削加工状态监测技术。  
E-mail: hntenghz@126.com  
邓朝晖(通信作者), 男, 1968 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为高效精密加工, 智能制造。  
E-mail: edeng0080@vip.sina.com