

数控机床刀具磨损监测实验数据处理方法

陈宁宁*

(江苏财经职业技术学院, 淮安 223003)

摘要: 文章深入探讨了数控机床刀具磨损监测中的实时数据处理方法, 期望能够提升刀具监测系统的整体精度。文章还系统回顾了当前主流的几种数据处理方法, 包括功率谱分析法、小波变换、人工神经网络技术以及多传感器信息融合技术。尽管这些方法各有优缺点, 但单一方法在处理复杂多变的加工环境下的数据时, 往往难以达到理想效果。为克服这一挑战, 本文提出了一种基于混合智能算法的多传感器信息融合数据处理方法。

关键词: 数控机床; 刀具磨损; 数据处理; 智能制造; 多传感器融合

Experimental data processing method for monitoring tool wear of computer numerical control machine tools

CHEN Ning-Ning*

(Jiangsu Vocational and Technical College of Finance and Economics, Huai'an 223003, China)

ABSTRACT: The article delves into real-time data processing methods for monitoring tool wear in computer numerical control (CNC) machine tools, with the aim of improving the overall accuracy of the tool monitoring system. The article also systematically reviews several mainstream data processing methods, including power spectrum analysis, wavelet transform, artificial neural network technology, and multi-sensor information fusion technology. Although these methods have their own advantages and disadvantages, a single method often fails to achieve ideal results when dealing with data in complex and changing processing environments. To overcome this challenge, this paper proposes a multi-sensor information fusion data processing method based on hybrid intelligent algorithms

KEY WORDS: computer numerical control machine tools; tool wear and tear; data processing; intelligent manufacturing; multi sensor fusion

0 引言

近年来, 多传感器信息融合技术的引入, 为复杂加工环境下的刀具磨损监测提供了新的思路。这种技术通过集成来自传感器的多维度信息, 能够更全面地反映刀具的实际工作状态, 提高监测系统的精度。本研究旨在探究多传感器技术在数控机床刀具磨损监测中的应用。通过综合多传感器先进信号处理技术的有效应用, 实现对数控刀床刀具磨损状态的精准和实施监测, 从而提升数控机床刀具使用安全性与稳定性, 提升数控机床生产效率与盈利效益。

1 研究背景

在现代机械加工领域, 刀具磨损是一个普遍且不可避免的现象。刀具作为数控机床与工件直接接触的部件, 其磨损程度不仅影响了工件的表面粗糙度和尺寸精度, 还直接影响到整体

经济效益。刀具磨损导致的后果可能是多方面的, 除了降低产品质量, 还可能引发更严重的生产问题, 如刀具破损导致的紧急停机、生产线的中断, 甚至是设备的损坏。这些问题都会增加生产成本, 降低生产效率, 并对企业的市场竞争力造成不利影响。而随着现代制造技术的进步, 特别是柔性制造系统(Flexible Manufacturing System, FMS)和计算机集成制造系统(Computer Integrated Manufacturing System, CIMS)的广泛应用, 制造过程的自动化程度明显提高。FMS和CIMS的引入, 使得生产系统能够在无需人工干预的情况下, 自动完成从产品设计、材料准备到最终加工的全过程。为了确保生产的连续性, 数控机床的自动化水平也在不断地提高, 这对加工过程中的实时监测提出了更高的要求。研究表明, 配备刀具磨损监测系统的数控机床可以降低因刀具失效而引起的停机时间。这些监测系统通过实时跟踪刀具的工作状态, 可以预防刀具的意外损坏, 进而减少生产线的非计划停机时间。据统计, 数控机床配备了刀具监

基金项目: 淮安市自然科学研究计划: 基于EMD的机床刀具寿命预测方法的研究与应用(HAB202160)

Fund: Huai'an Natural Science Research Program: Research and Application of Tool Life Prediction Method Based on EMD (HAB202160)

*通信作者: 陈宁宁, 硕士, 副教授, 研究方向: 电子信息工程。E-mail: zaozhunbeiwelai@163.com

*Corresponding author: CHEN Ning-Ning, Master, Associate Professor, Jiangsu Vocational and Technical College of Finance and Economics, Huai'an 223003, China. E-mail: zaozhunbeiwelai@163.com

测系统后,故障停机时间可以减少75%以上,生产率提高10%至60%,机床利用率也能提高50%以上。更为重要的是,这些监测系统可以通过优化刀具更换周期,延长刀具的使用寿命,从而进一步降低生产成本^[1]。

2 现有数据处理方法

2.1 功率谱分析法

功率谱分析法作为动态信号处理中的经典方法,其基本原理是通过傅里叶变换将时间域信号转换到频率域,进而分析信号的频率特征。如果刀具在加工过程中出现磨损,就会引起振动信号和切削力信号的变化,这些变化通常表现为特定频率成分的增强或衰减。而通过功率谱分析,能够识别这些频率成分的变化,从而判断刀具的磨损状态。功率谱分析法的优势在于其理论基础扎实且方法成熟,它不仅能够清晰地展现信号的频率分布,还能有效地消除时间域中难以识别的噪声成分,使重要的频率特征变得更加突出。特别是在刀具磨损的早期阶段,信号变化可能较为微弱,用功率谱分析法可以通过对频域内特定频率进行监测,从而捕捉到刀具的细微磨损情况^[2]。鉴于科学技术的飞速发展,多传感器信息信号处理技术未来将更为广泛地应用在数控机械领域,并有望成为数控刀具磨损监测的主要技术之一。

然而,尽管功率谱分析法在刀具磨损检测中得到了广泛的应用,但是其局限性也十分明显。功率谱分析法的核心在于对信号的频域分析,这意味着该方法主要侧重于信号的频率特征,而忽略了信号的时间特征。导致功率谱分析法无法提供信号随时间变化的详细信息,而仅仅展示了信号在整个采样期间的频率成分。这对于刀具磨损过程中的动态变化来说并不能够完全地适用,因为刀具的磨损状态通常是一个随时间逐渐变化的过程,频率成分的变化可能在时间轴上呈现出非线性的特征。而且功率谱分析法假设信号是平稳的,即信号的统计特性随时间保持不变^[3]。但在实际的加工环境中,刀具磨损引起的信号变化是非平稳的,信号的频率成分可能随着时间的推移发生变化。这使得功率谱分析法在处理这些信号,尤其是在信号包含复杂的瞬态变化时会有一定的限制,还可能无法准确捕捉到这些重要信息。而且由于功率谱分析法无法直接提供时域信息,因此在需要同时考虑信号时间特征的场景中,其应用效果可能不如其他方法理想^[4]。为了弥补这些不足,研究人员提出了多种改进方法。例如,利用短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)和时频分析技术通过将信号分割成多个短时间片段进行傅里叶变换,同时考虑信号的时间和频率特征,从而克服了部分的功率谱分析法的问题。但是这些改进方法的分辨率依然受到限制,难以在时间和频率之间取得最佳平衡^[5]。

2.2 小波变换

小波变换通过将信号分解为不同频率成分,实现了对信号的多尺度分析。与传统的傅里叶变换不同,小波变换不仅可以提供信号的频域信息,还能够同时保留信号的时域信息。这一特性使得小波变换在处理非平稳信号时具有更大的优势,特别是在刀具磨损监测领域,有着十分广泛的应用前景。在刀具磨损监测中,信号的非平稳性通常表现为切削力、振动等信号的频率特征随时间的变化而变化^[6]。小波变换通过将信号分解为多个尺度的频率成分,能够精确捕捉到信号的瞬时变化,从而为刀具磨损监测提供了更加准确全面的信息。小波变换的核心思想是使用一组由母小波函数通过平移和缩放生成的子波函数,对信号进行逐层分解。这不仅能够揭示信号在不同频率范围内的特征,还可以通过多尺度分析,追踪信号在不同时间点上的变化^[7]。这对于监测刀具磨损过程中出现的突发性事件具有重要的意义。通过小波变换,研究人员可以识别出这些突发事件的具体时刻,并分析其对加工过程的影响,从而及时采取相应

的措施。

然而,小波变换的应用也面临着一些技术难点。选择的小波基函数对信号分析结果有着至关重要的影响,不同的小波基函数具有不同的时间和频率分辨能力,适用于不同类型的信号^[8]。紧支集的小波基函数具有较好的时间分辨率,适合用于检测信号中的短暂突变;而宽支集的小波基函数则具有较好的频率分辨率,适合用于分析信号的长期趋势。因此在实际应用中,如何选择合适的小波基函数是一个复杂的过程。如果选择不当,小波变换可能无法准确提取出刀具磨损信号中的关键特征,从而影响监测结果^[9]。而且小波变换的计算复杂度相对较高,特别是在处理高维度数据时,计算资源可能成为一个瓶颈。尽管现代计算技术的发展在一定程度上缓解了这一问题,但在实际的工业应用中,这个需求仍然对小波变换的计算效率提出了较高的要求。为了提高小波变换的应用效率,研究人员提出了如离散小波变换(Discrete wavelet, DW)和连续小波变换(Continuous wavelet, CW)等改变算法,从而在计算复杂度和信号分析精度之间寻求平衡。

2.3 人工神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)作为模拟生物神经网络结构的计算模型,拥有强大的非线性建模能力和自适应学习能力。与传统的线性模型不同,ANN能够处理复杂的非线性关系,这使得它特别适合用于提取或识别刀具磨损监测中信号特征。在刀具磨损过程中,信号特征表现为高度非线性且多变的复杂模式,ANN通过其多层神经元结构,能够从大量数据中自动捕捉这些复杂的模式,从而对刀具状态做出更加准确的判断^[10]。在实际应用中,ANN用于分析处理来自多个传感器的数据,这些数据包括切削力、振动、温度等不同类型的信号。通过输入这些多维度的传感器信号,ANN可以在大量数据中提取出刀具磨损的关键特征,并预测刀具的磨损状态。ANN的学习过程包括正向传播和反向传播两个阶段,在正向传播阶段,输入信号通过各层神经元,最终得到输出结果;而在反向传播阶段,根据输出结果与实际结果之间的差异,从而调整网络中各神经元的权重,逐步优化模型的性能。这种基于误差反向传播的训练机制,使得ANN能够不断提高对刀具磨损状态的预测精度^[11]。

挑战:ANN的训练过程对数据量的要求较高。这是由于刀具磨损过程具有多变性,通常需要依赖于大量高质量的训练数据。如果训练数据不足,或数据中包含较多噪声,就可能难以学习到相应的特征,从而导致预测结果不准确。而且ANN的训练过程需要较长时间,尤其是在网络结构复杂的情况下,训练过程可能变得非常耗时。另一个值得注意的问题是,ANN容易陷入局部最优解。这是因为单纯依赖于随机初始化的权重,并通过梯度下降法逐步优化。如果初始权重选择不当,或者学习率设置不合适,网络可能会在局部最优解处停滞,而无法找到全局最优解^[12]。

为了解决这些问题,研究人员提出了多种改进方法。例如,卷积神经网络(CNN)和递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)作为ANN的扩展模型,分别在处理空间特征和时间序列数据。CNN通过卷积操作,能够提取信号的局部特征,特别适用于处理二维信号,如振动信号的频谱图。而RNN通过记忆信号的历史信息,能够捕捉到刀具磨损过程中信号的时间。还有自适应神经模糊推理系统(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFI)结合了神经网络与模糊逻辑的优点,增强了模型的鲁棒性,在刀具磨损监测中也显示出了较好的应用前景。另一个改进方向是集成学习技术。组合多个ANN模型的预测结果,提高整体的预测性能,并减少模型的过拟合风险。例如,袋装法(Bagging)和提升法(Boosting)是两种常用的集成学习方法,前者通过对不同的训练数据集分别训练多个模型,然后平均这些模型的预测结果,从而减少单一模型的误差。

后者则通过迭代训练多个弱分类器, 每次迭代时重点关注前一轮中被错误分类的数据, 从而逐步提高整体模型的准确度^[13]。

2.4 多传感器信息融合技术

多传感器信息融合技术通过综合多个传感器的数据, 提供更为全面的刀具状态描述的方法。由于单一传感器难以全面捕捉刀具磨损过程中的所有信息, 而多传感器融合技术通过集成不同传感器的数据, 可以弥补单一传感器的不足, 从而实现对刀具状态的精确监测。在实际的机械加工过程中, 不同的传感器用于检测刀具的不同特征。振动传感器可以捕捉刀具与工件接触时产生的振动信号, 而力传感器则能够测量切削过程中的切削力。还有温度传感器可以检测刀具在加工过程中的温度变化, 这些数据都能够反映刀具的磨损情况。例如, 以某企业进行数控刀具监测为例, 企业通过引入多传感器信号处理技术, 形成以振动传感器、力传感器以及温度传感器等多种传感器为核心的刀具磨损监测体系。实际生成过程中, 通过刀具与加工材料之间产生的碰撞形成振动数据, 利用振动传感器对这些数据进行捕捉和提取; 同时基于力传感器对刀具对材料加工过程中产生的切削力度数据进行提取, 并基于温度传感器对刀具运行中温度变化数据进行提取。最后基于多传感器数据进行综合提取与分析, 能够提取出刀具在使用过程中所形成的最终磨损数据, 进而可利用这些数据的预测评估出刀具使用寿命。如此一来将形成对数控机床生产刀具的精确监控和实时监测, 有助于提高数控机床生产安全性和实现成本控制。

多传感器信息融合的过程一般分为三个层次: 数据层融合、特征层融合和决策层融合。数据层融合是最基础的融合方法, 直接合并来自不同传感器的原始数据。这种方法能够保留完整的传感器数据, 但对数据的处理能力要求较高, 特别是在数据量大时, 处理的复杂度将大大地增加^[14]。特征层融合则是在各传感器提取的特征基础上进行融合, 这种方法可以减少数据处理的负担, 并且通过提取重要特征, 更好地突出刀具磨损的关键信息。决策层融合是在各传感器独立完成数据处理并做出初步判断后, 再对各个判断结果进行综合, 从而得出最终的决策^[15]。

多传感器信息融合技术不仅提高了刀具磨损监测的准确性, 还使刀具状态监测系统变得更加智能。通过结合多种传感器的实时数据, 监测系统可以动态调整加工参数, 防止刀具过度磨损, 从而延长刀具的使用寿命提高生产效率。在工业 4.0 背景下, 多传感器信息融合技术有望成为智能刀具监测系统的核心技术之一, 推动制造业向更高效、智能的方向发展^[16]。

3 基于混合智能算法的多传感器信息融合

为了更好地应对复杂的加工环境并提高刀具状态监测的准确性, 本文提出了基于混合智能算法的多传感器信息融合数据处理方法^[17]。该方法结合了小波变换、人工神经网络 (ANN), 以及功率谱分析法的优势, 通过多传感器融合的方式实现对刀具磨损状态的精确监测。混合智能算法的核心在于利用不同算法的优势来克服单一算法的局限性, 进而提升整体系统的性能^[18]。

组合小波变换和功率谱分析法可以有效应对刀具磨损信号中的非平稳性和噪声干扰, 再通过人工神经网络的自适应学习能力, 系统能够在复杂多变的加工环境中保持高效的刀具状态监测能力^[19]。此外, 融合不同特征信息的多传感器信息融合策略能够使得系统能够全面准确地描述刀具的磨损状态, 避免了单一传感器或单一算法出现的误判、漏判问题^[20]。

4 结束语

通过对当前刀具磨损监测数据处理方法的深入分析和研究, 本文提出了一种基于混合智能算法的多传感器信息融合方法。这种方法通过结合多种传感器数据, 利用混合智能算法进行数据处理和分析, 从而实现对刀具磨损状态的更准确监测。未来,

随着计算能力的进一步提升和计算技术的不断进步, 这种基于混合智能算法的多传感器信息融合方法有望在更广泛的工业应用中发挥更大的作用。特别是在智能制造的背景下, 如何进一步优化融合算法、提高实时监测的效率和准确性, 将是一个重要的研究方向。相信通过不断的技术创新和改进, 这一方法能够推动制造业向更加高效、智能的方向发展, 为制造业的转型升级提供强有力的技术支持。

参考文献

- [1] 殷再航. 基于数字孪生技术的刀具磨损状态监测研究 [D]. 钦州: 北部湾大学, 2024.
- [2] 倪志强. 数控机床铣刀磨损状态监测方法研究 [D]. 盐城: 盐城工学院, 2024.
- [3] 鲍先平. 数控机床刀具磨损在线监测与预警技术 [J]. 农机使用与维修, 2023, (11): 61-65.
- [4] 严宏如. 基于数字孪生的铣刀磨损状态在线监测方法研究 [D]. 济南: 山东大学, 2023.
- [5] 高海宁, 沈红丹, 等. 一种数控机床刀具磨损监测装置及检测方法: 中国, CN202010948269.8 [P]. 2022-03-08.
- [6] 刘志雄. 数控机床刀具磨损在线检测技术的研究 [D]. 深圳: 深圳大学, 2022.
- [7] 王志伟, 周益军. 数控机床刀具磨损监测系统开发关键技术研究 [J]. 内燃机与配件, 2021, (01): 59-60.
- [8] 李鹏. 数控机床刀具磨损影响因素分析及评估方法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2021.
- [9] 张小翠. 数控机床刀具磨损智能监测系统开发研究 [J]. 无线互联科技, 2018, 15(24): 50-52.
- [10] 方平. 数控机床刀具磨损的多传感器在线实时监测的研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2014.
- [11] 谢厚正, 黄民. 基于振动测试的数控机床刀具磨损监测方法 [J]. 仪表技术与传感器, 2013, (02): 73-75, 94.
- [12] 黄民, 刘秀丽, 谢厚正. 高档数控机床刀具磨损故障监测方法及实验系统 [J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2012, 27(01): 16-21.
- [13] 邱炎儿. 浅谈数控机床刀具磨损的监测方法 [J]. 长春理工大学学报(高教版), 2010, 5(04): 180-181.
- [14] 贾吉林, 杨红丽. 数控机床刀具磨损在线监测建模与研究 [J]. 现代制造技术与装备, 2009, (05): 1-2.
- [15] 杨永. 数控机床刀具磨损的振动监测法 [J]. 机械, 2009, 36(07): 58-60.
- [16] 马旭. 数控机床刀具磨损监测数据处理方法 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2009, (07): 69-71, 85.
- [17] 马旭, 陈捷. 数控机床刀具磨损监测方法研究 [J]. 机械, 2009, 36(06): 70-73.
- [18] 曾祥超, 陈捷. 数控机床刀具磨损监测实验数据处理方法研究 [J]. 机械设计与制造, 2009, (01): 213-215.
- [19] 蒙斌. 数控机床切削过程刀具磨损与破损的振动监测法 [J]. 机电工程技术, 2007, (10): 100-101, 118.
- [20] 刘伟, 许祖德. 在数控机床上在线监测刀具磨损的新方法——计算机图象处理法 [J]. 工具技术, 1990, (12): 31-34.

作者简介



陈宁宁, 硕士, 副教授, 研究方向: 电子信息工程。