

ZHUANZHU

高品质切削过程的智能感知与预测技术

孙惠斌 等 编著

ZHUANZHU

西北工业大学出版社

高品质切削过程的智能 感知与预测技术

孙惠斌 等 编著

西北工业大学出版社

西安

【内容简介】 本书来源于作者在高品质切削过程的智能感知与预测领域取得的研究成果,书中详细介绍了数据驱动的表面粗糙度、表面纹理、刀具磨损在线监测,刀具剩余寿命预测,铣削颤振在线预报,以及刀具监测服务等方面的方法和实例。

本书既可供从事智能制造领域研发和工业应用的工程科技人员、高校院所的研究人员阅读参考,也可作为相关专业本科生及研究生的教学用书。

图书在版编目(CIP)数据

高品质切削过程的智能感知与预测技术 / 孙惠斌等
编著. — 西安 : 西北工业大学出版社, 2019. 2
ISBN 978 - 7 - 5612 - 6454 - 6

I. ①高… II. ①孙… III. ①金属切削—研究 IV.
①TG501

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2019)第 018809 号

GAOPINZHI QIEXIAO GUOCHENG DE ZHINENG GANZHI YU YUCE JISHU

高品质切削过程的智能感知与预测技术

责任编辑: 胡莉巾	策划编辑: 梁 卫
责任校对: 孙 倩	装帧设计: 李 飞
出版发行: 西北工业大学出版社	
通信地址: 西安市友谊西路 127 号	邮编: 710072
电 话: (029)88491757, 88493844	
网 址: www.nwpup.com	
印 刷 者: 北京虎彩文化传播有限公司	
开 本: 787 mm×1 092 mm	1/16
印 张: 12.25	
字 数: 321 千字	
版 次: 2019 年 2 月第 1 版	2019 年 2 月第 1 次印刷
定 价: 52.00 元	

如有印装问题请与出版社联系调换

前言

高品质切削过程的智能感知与预测是实现智能制造大闭环的重要环节,是实现自适应加工、切削过程优化控制的必要基础。随着切削加工、先进传感器、信号处理和人工智能等技术的进步和交叉融合,高品质切削过程的智能感知与预测技术迎来了巨大的发展机遇,成为本领域的研究前沿和热点。

本书主要论述高品质切削加工过程的智能感知与预测模式、理论、方法与实现技术,深入阐述工件表面粗糙度、表面纹理、刀具磨损在线监测,刀具剩余寿命在线预测,铣削颤振在线预报,以及基于智能感知的产品服务系统等内容,系统性地介绍笔者在该领域近几年的研究成果,以期促进高品质切削过程的智能感知与预测技术的进一步发展。全书涉及的内容主要来源于先进设计与智能制造课题组(以下简称为“本课题组”)2012年以来的研究成果,部分内容分别来源于孙小光、田国良、牛伟龙、王俊阳、唐鑫、徐升、康霞、赵紫东的硕士学位论文,张栋梁的博士论文,以及本课题组共同发表的学术论文等。

全书共由八章组成。其中,第一章主要介绍高品质切削过程的智能感知与预测技术的相关概念、原理等;第二章论述基于切削力和振动信号的工件表面粗糙度在线监测技术;第三章论述平面立铣工件表面纹理在线监测技术;第四章论述基于机器学习的铣削刀具磨损在线监测技术;第五章和第六章分别论述基于机器学习和统计数据驱动的刀具剩余寿命预测技术;第七章论述基于隐马尔科夫模型的铣削颤振在线预报技术;第八章论述基于智能感知与预测的产品服务系统。

全书统稿、定稿工作由孙惠斌负责完成。其中,第一章由孙惠斌编写,第二章由卢延风编写,第三章由杜海雷编写,第四章由潘军林编写,第五、六章由万能、曹大理编写,第七章由李宽宽编写,第八章由王静编写。万能负责全书校阅。

笔者借此机会感谢国家自然科学基金项目(编号:51875475,51775445)、陕西省自然科学基金项目(编号:2013JM7001)、西北工业大学校级“新人新方向”建设项目的支持。

衷心感谢张定华教授引导笔者开启了本研究方向,特别感谢莫蓉教授、常智勇教授和王展博士长期以来的巨大支持,感谢张映锋教授、吴宝海教授、罗明副研究员对相关研究工作的指导和帮助,感谢本课题组相关研究生在读期间所做出的学术贡献。写作本书参阅了相关文献、资料,在此,谨向其作者表示感谢。

由于本书内容涉及面较广,加之水平有限,不足之处在所难免,希望读者不咎赐教,在此谨表示衷心的感谢。

编著者

2018年10月

目 录

第一章 绪论	1
1.1 高品质切削过程的智能感知与预测概述	1
1.2 高品质切削过程的智能感知与预测实现模式	2
1.3 高品质切削过程的智能感知与预测相关技术	3
1.4 高品质切削过程的智能感知与预测应用领域	9
1.5 高品质切削过程的智能感知与预测技术展望	12
第二章 基于切削力和振动信号的工件表面粗糙度在线监测	14
2.1 工件表面粗糙度在线监测概述	14
2.2 工件表面粗糙度影响因素分析	16
2.3 切削力、振动信号特征的提取与分析	23
2.4 切削力、振动信号特征的降维与压缩	29
2.5 基于改进 BP 神经网络的表面粗糙度监测模型	34
2.6 本章小结	39
第三章 平面立铣工件表面纹理在线监测	40
3.1 工件表面纹理在线监测概述	40
3.2 表面纹理在线监测系统	41
3.3 立铣加工信号特征与表面纹理特征的提取	46
3.4 基于改进 BP 神经网络模型的平面立铣表面纹理监测模型	54
3.5 实例验证	57
3.6 本章小结	64
第四章 基于机器学习的铣削刀具磨损在线监测	65
4.1 刀具磨损监测概述	65
4.2 刀具磨损监测方案	67
4.3 刀具磨损信号特征的提取	69
4.4 刀具磨损监测模型	73
4.5 本章小结	92

第五章 基于机器学习的刀具剩余寿命预测 93

5.1 刀具剩余寿命预测概述..... 93

5.2 基于状态信息的刀具运行可靠性的刀具剩余寿命预测..... 95

5.3 基于深度学习的刀具剩余寿命预测 112

5.4 本章小结 119

第六章 统计数据驱动的刀具剩余寿命预测..... 120

6.1 基于线性维纳过程的刀具剩余寿命预测模型 120

6.2 基于非线性维纳过程的刀具剩余寿命预测 129

6.3 本章小结 141

第七章 基于隐马尔科夫模型的铣削颤振预报..... 142

7.1 稳定性监测与预报概况 142

7.2 铣削颤振动力学分析 144

7.3 铣削颤振信号处理及特征提取技术 150

7.4 基于隐马尔科夫模型的颤振状态预测模型 157

7.5 实例验证 160

7.6 本章小结 166

第八章 基于感知与预测的产品服务系统..... 167

8.1 刀具工业产品服务系统概述 167

8.2 刀具工业产品服务系统架构 169

8.3 刀具工业产品服务系统流程 172

8.4 TCM-iPSS 系统的使能技术..... 180

8.5 系统原型与验证 184

8.6 本章小结 187

参考文献..... 188

第一章 绪 论

1.1 高品质切削过程的智能感知与预测概述

1.1.1 智能制造中智能感知与预测的提出

制造技术是人类社会发展的基石。纵观其发展和演变历史,从原始的手工制造,到应用机器设备的大规模工业化、自动化制造,再到以数字化建模和数控加工为特点的数字化制造,以及伴随网络技术发展应运而生的网络化制造,制造技术的内涵和外延都发生了巨大的变化。当今,航空、航天等高端装备的复杂零件在几何结构、制造精度、材料性能和成形工艺等方面的要求更加严苛,对制造技术提出了更加严峻的挑战。以满足几何形状为主要目标的制造技术已不能满足高品质制造的需要。具备感知、分析、推理、决策、控制和学习能力的智能制造技术已成为当前的发展新趋势。在此背景下,世界各国纷纷出台了各自的先进制造发展战略,如美国工业互联和德国工业 4.0,其目的之一是借力新一代信息技术,实现制造的物理世界和信息世界的互联互通与智能化操作,进而实现智能制造。为了建设“制造强国”,我国也出台了“中国制造 2025”国家发展战略。党的十九大报告也明确提出“加快建设制造强国,加快发展先进制造业,推动互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合”。其核心是促进新一代信息技术和人工智能技术与制造业深度融合,推动实体经济转型升级,大力发展智能制造技术。

实际上,智能制造的核心还是制造,而并非智能。智能制造必须立足于材料、工艺等关键问题,通过智能化的手段保证质量、提高效率、节约成本、降低能耗、创新服务。当前,切削加工仍是零件成形的主要方式。但是,人类对这个动态变化过程的认知还不充分。由于工件毛坯余量不均匀、材料硬度不一致、刀具磨损、机床热变形等加工条件和加工状态的动态变化,加工过程中的参数变化尚不能被精确地预测和计算,导致现有的高端数控设备加工效能低、工艺稳定性差、产品合格率低。在这种情况下,智能制造可通过综合应用金属切削、自动控制、工程力学、信号处理、人工智能等多个学科理论和技术,实现对切削加工过程的监控、预测、优化和智能控制。其目的就是要解决加工过程中诸多不确定的、需要靠人工干预才能解决的问题,从而实现由机器取代或延伸加工过程中人的部分脑力劳动,实现加工过程中决策、监测和控制的自动化、智能化。

可见,在智能制造体系中,发展先进的感知和预测技术,实时、高精度、全场地感知机床、夹具、刀具、零件的瞬时几何和物理状态,并进行分析、预测和优化,从而实现自适应、智能化的调整和优化,是实现高品质制造的重大关键技术。高品质切削过程的智能感知与预测技术以实现高品质切削加工为目标,是典型的多学科交叉的领域前沿,是实现智能制造的巨大推动力。

1.1.2 高品质切削过程的智能感知与预测的技术内涵

切削加工是零件成型的主要形式,是一个非常复杂的非线性耦合过程。由于对工艺-装备交互机理的理解不足,根据理想设计模型产生的数控代码并不能保证加工出高品质的零件。因此,提高对切削过程的认知是人类不懈的追求。其中,有一种思路从理论建模出发,提出关于切削力、切削稳定性等的传递函数、解析模型或有限元模型,用于加工性能的预测和切削参数的优化。这种方法在一定假设和约束下可以得到较为精确的结果,对于工艺过程的调整和优化有重要的指导意义,但难以考虑切削过程中的动态、非线性耦合过程,涉及的变量有限,应对动态、时变切削加工过程的能力不足。

为此,智能感知与预测技术通过获取加工现场的多源信息,综合在线感知、在位感知和离线感知,融合多源异构信息,识别工况特征、发现演变规律、预测发展趋势,为工艺过程智能决策、切削参数调整、补偿指令生成提供依据,是实现切削过程闭环控制的重要环节。智能感知与预测具有“望、闻、问、切”的全方位感知能力,能够获取影响加工过程的各种信息,并辨识所需要的工况特征、预测未来的发展趋势,通过“辨证”为“施治”提供依据,是实现无人干预加工的必要基础,也是实现智能制造“大闭环”的关键。

但是,高品质切削过程中的智能感知与预测也面临巨大挑战。其主要表现在:加工过程中工况变化剧烈,具有典型的强时变特性,导致依赖传统分析优化方法所建立的分析模型精度不高、可信度低;加工过程中存在各种强干扰,如何从大量、复杂、多源、异构数据中发现目标特征的演变规律非常具有挑战性;要求解的各种工况特征之间紧密耦合,且与多种可感知的信号关联,导致特征解耦难度大。这些问题是影响智能感知预测效果的主要障碍,也是实现智能感知与预测必须解决的关键问题。

综上所述,高品质切削过程的智能感知与预测技术,立足于切削加工过程,是通过与传感器技术、信号处理技术和人工智能技术交叉、融合而产生的新方向,涉及的范围广、内容多,需要开展长期、持续、深入的研究。该技术将推动装备-工艺动态交互机理的深刻认知,促进加工-测量一体化、加工过程全闭环控制技术的实现。该技术面向国家重大需求,瞄准学科发展国际前沿,将为国家重要领域关键零件的高精度、高效率、高品质切削工艺的突破提供基础。

1.2 高品质切削过程的智能感知与预测实现模式

如图 1-1 所示,高品质切削过程的智能感知与预测主要包括数据采集、特征提取和智能决策等几个关键步骤:①在加工现场布置各种类型的传感器,在线、在位、离线感知切削过程中产生的各类信息,对信息进行 A/D 转换、放大、滤波、分割等处理,形成基础数据;②采用多种特征分析方法,分别从时域、频域、时频域等方面提取底层特征,进一步对底层特征进行分类、排序、筛选和组合;③建立人工智能模型,以提取到的关键特征参数为输入,感知或预测切削工况的当前状态和发展趋势,为工艺过程的决策和控制提供依据。

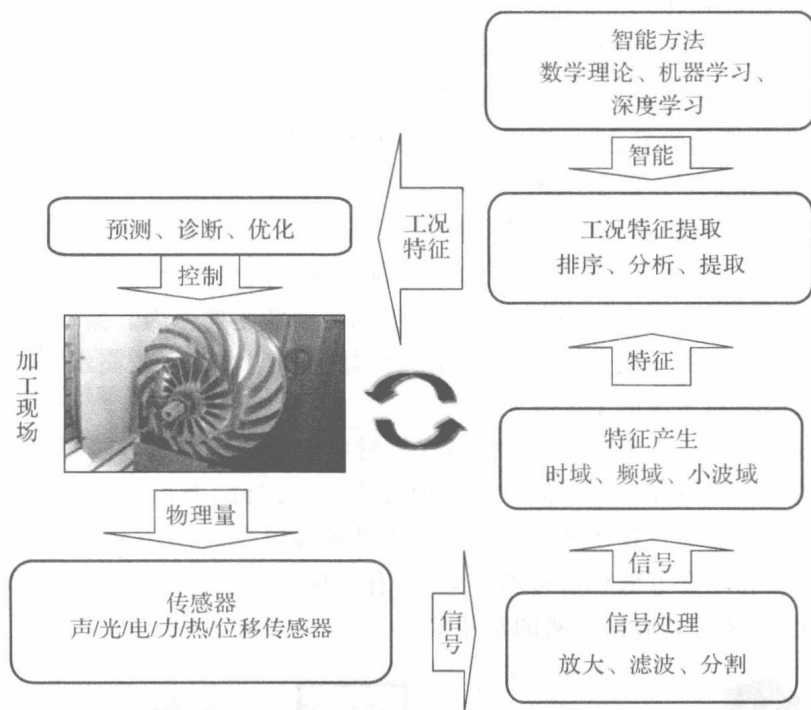


图 1-1 智能感知与预测的技术路线

近几年来,深度学习蓬勃发展,形成了适用不同对象的多种模型和方法。与传统的浅层学习不同,深度学习进一步强化了模型结构的深度,拥有更多的隐含节点层,并通过层与层间特征变换,将样本的原有特征表示变换成新的空间的特征,突出特征提取的自适应性,使得分类或预测更加容易。基于深度学习的感知与预测模型以原始信号作为输入,不仅能够取代传统的人工工况特征提取技术,还可以深度挖掘切削信号中所隐含的更多线索,提高感知和预测的准确性和泛化性能,为切削过程的感知和预测提供新的思路和手段。

1.3 高品质切削过程的智能感知与预测相关技术

1.3.1 数据采集技术

采集数据是状态感知和预测的基础。如图 1-2 所示,高品质切削过程中的智能感知和预测技术需要获取加工现场的多源、异构信息,能够在线、在位和离线地采集数据。其中,在线监测信号是切削过程中各种复杂作用的综合表现。加工现场声/光/电/力/热/位移等各种物理量都是在线监测的对象,而切削力、振动和声发射信号是最常用的输入。

切削力是切削过程状态变化的最直接反映,是切削过程感知与预测最常用、最重要的一种信号。在切削过程中,刀具和工件之间产生动态变化的相互作用力。随着刀具的磨损,刀具与工件之间的摩擦力将会增加,切削力也会增大,体现了刀具磨损或破损状态。但是,切削力也是一种受多种因素共同影响、时变性非常强的信号。刀具装夹、工件材料、机床及电器系统的干扰等,都可能导致切削力发生明显变化,使得从切削力中提取敏感特征难度增大、可解释性

减弱,需要一定的经验和技巧。

振动是切削过程中交变力引起物体围绕某个平衡位置做往复运动的现象。切削过程中的振动源有多种,如电机轴的旋转、主轴的旋转、刀齿的周期性切入切出、切屑的周期性形成、进给机构的运动、各类齿轮的啮合、电磁干扰、共振和颤振等。除此之外,切屑形成、冲击等作用也是产生振动的重要原因。由于机床-刀具-工件是一个复杂的动力学整体,各种振动形式并不独立,不同振动源之间的相互作用普遍存在。当切削稳定时,振动的主要形式是由刀齿周期性切入激励的强迫振动,频率主要集中于刀齿切削频率及其倍频处。当颤振发生时,机床固有频率附近的自激振动取代刀齿切入频率而成为激励振动的主要原因。振动信号在颤振频率处的幅值突然上升并占据主导地位,一段时间后整体幅值稳定在某一较高水平。因此,振动信号可作为切削颤振监测和预报的主要线索。

声发射(Acoustic Emission, AE)信号是固体材料发生塑性变形或断裂时内部迅速释放应变能量而产生的一种瞬态弹性应力波。在切削过程中,刀具的磨损、破损,切屑的断裂都会产生声发射信号。声发射信号直接来源于刀具与工具的接触点,属于高频弹性应力波信号,避开了加工过程中振动和声音等低频信号的污染,具有灵敏度高、抗干扰能力强、响应速度快和使用安装方便的优点,是刀具磨损监测的常用信号。

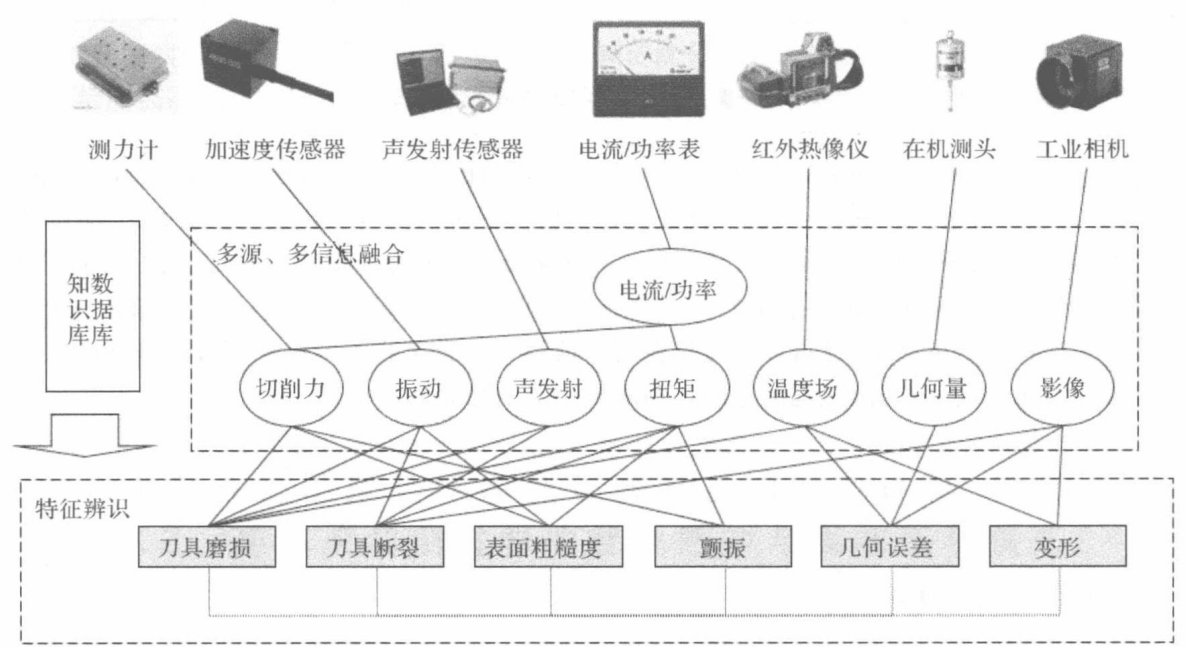


图 1-2 切削过程的多源数据感知

切削力、振动和声发射信号需要分别通过力传感器、加速度传感器和声发射传感器采集。传感器的安装位置有工作台上、主轴上、夹具上和工件上四种。为了不影响切削加工,安装的部位要遵循以下原则:①在切削过程中不能与刀具的走刀轨迹发生干涉,损坏传感器或干扰信号的采集;②选择的位置要尽量靠近切削点,防止距离太远造成信号的采集不足和不准确;③传感器安装时必须与监测的表面有着良好的接触,避免由于接触不良造成采集的信号失真和泄露。

综合考虑以上问题,一种较为常见的安装方案是:将力传感器置于工件的垂直下方,将声

发射传感器、加速度传感器安装于工件的侧面，如图 1-3 所示。

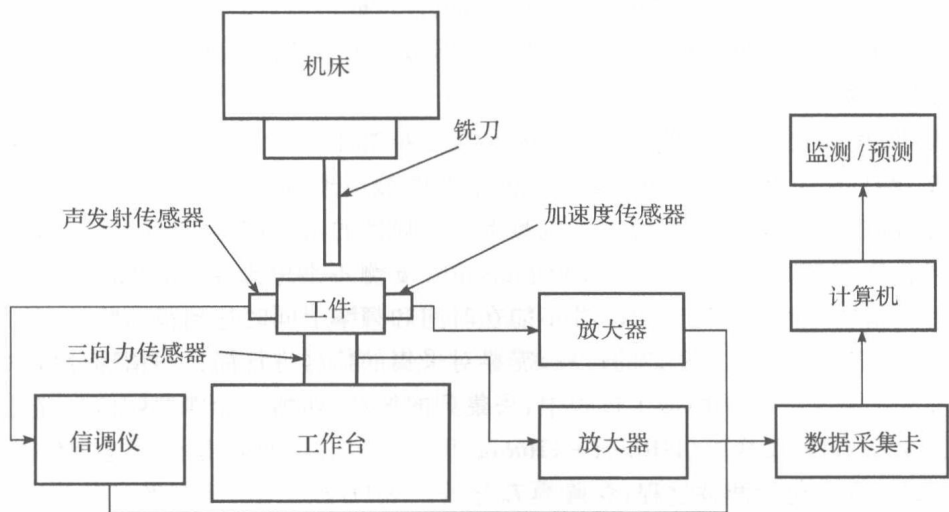


图 1-3 传感器的安装方案

在位信息是指切削加工暂停时，工件、刀具、工艺装备等尚未卸下，在机床上测量得到的数据。例如，利用在机测头进行工件几何特征的测量。

离线信息是指切削加工完成，工件、刀具、工艺装备从机床卸下，采用相关设备测量得到的数据。例如，加工完成后采用残余应力测试仪测量工件的残余应力，采用三坐标测量机获取工件的几何精度等。

1.3.2 信号处理与特征提取

采集到的信号中蕴含着丰富的切削状态信息。然而，这些信息并不是可以直接使用的，必须经过一定的分解和处理，提取为敏感特征才能用于进一步的分析和决策。人工提取的特征有多种，可以分为时域特征、频域特征、时频特征等。

时域特征是指信号在各时间点表现的统计参数。常用的时域特征有均值、方差、均方根、绝对均值、三阶中心矩、峰值因子、峭度等。时域特征是最基本的一类信号特征，但抗干扰能力弱。频域特征可以从频域揭示信号的构成，让人们了解到信号在不同频率或频段的幅值变化信息。最经典的频域分析方法是傅里叶变换。但是，对非线性非平稳信号的特征提取，傅里叶变换已不再适用。

近年来，小波变换是一种发展较为迅速的非平稳信号处理方法。小波变换从基函数的角度出发，吸取了短时傅里叶变换中时移窗函数的特点，形成了振荡、衰减的基函数，可以实现信号的不同时刻、不同频域的合理分离，在时域及频域都具有描述信号局部特征的能力。与傅里叶变换只考虑时域对频域的一对一映射不同，小波联合时间-尺度函数分析非平稳信号，可以对信号进行多尺度的分解，从而提供更精细的频率分辨率。小波变换后可以提取子频段的峰值、均方根、能量等作为候选特征。

然而，小波变换也存在很多的缺点。其中，小波基函数的选择是一个难题，对于具体的信号，难以选择波形相似度较高的小波基，对同一信号选用不同的小波基分析的结果可能相差较大。此外，小波基一旦选定，在整个分解过程中不可改变。切削过程中采集到的振动信号是多

种振动源的综合反映,来源不同的振动信号具有不同的特点。一个小波基可能对于某种振动分量的拟合是最好的,但是对于其他振动分量的拟合可能很差。从算法原理上讲,小波变换和傅里叶变换使用的是相同的思想,只不过基函数不再是单一的正弦函数,其分解结果往往不能从理论上说明其物理意义。

实际上,傅里叶变换、短时傅里叶变换和小波变换都不具有自适应性,一旦选定了基函数和分解尺度,就只能得到在某一固定频率时段下的时域波形,而与信号本身无关,不能确切地反映出被分解信号的特性。傅里叶变换的频率是全局性的,小波变换是区域性的,不能用于对信号局部特征进行精确的分析。此外,受 Heisenberg 测不准原理制约,如果要提高频率精度就要牺牲时间精度,反之亦然。因此,并不能在时间和频率上同时达到很高的精度。

实际上,切削加工是一个复杂的过程,需要对采集的信号进行局部的精确分析才能找出最为敏感和显著的特征。在切削加工过程中,采集到的振动、切削力和声发射信号都是非线性非平稳信号。希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)是分解这类信号的一种有效方法。HHT 方法包含两种过程:经验模态分解(EMD)和 Hilbert 变换。其中,EMD 是一种自适应的信号分解方法,它与小波及傅里叶变换的本质区别是不依赖于事先选好的“基函数”,而是由特定的算法对信号本身进行自适应分解,将原信号分解为多个本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF),并对每一个 IMF 进行 Hilbert 变换求出瞬时频率和瞬时幅值,从而得到原信号在各个频段上的时频分布。

希尔伯特-黄变换能够自适应地产生“基”,不受 Heisenberg 测不准原理制约,可以在时间和频率同时达到很高的精度。借助 HHT 变换可求得相位函数,再求导可产生瞬时频率。这样的瞬时频率是局部性的,对局部特征反映更为准确。HHT 从很大程度上弥补了切削加工过程中传统信号分析方法的不足,使得它比传统的时频分析方法更优越。采用希尔伯特-黄变换可以提取 IMF 的振幅最大值、均值、边际谱、能量、熵等特征。

局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)是类似于 EMD 的一种自适应信号分解方法。LMD 将一个复杂信号逐层分解为多个 PF 分量之和。其中每个 PF 分量又可分为一个纯调频信号和一个幅值信号的乘积。通过对调频信号求瞬时频率, LMD 可以得到信号完整的时频分布特性。LMD 分解后可提取峰值、局部峭度、固有频率等特征。

1.3.3 基于机器学习的模型

从信号中提取到的特征可作为智能感知或预测模型的输入,进行分类、聚类、回归等分析。其中,最常见的机器学习方法采用历史数据训练模型,采用现场采集到的数据进行判断或预测。机器学习方法有人工神经网络、模糊理论、贝叶斯网络、马尔科夫模型、灰色模型(GM)和支持向量机(SVM)等。

人工神经网络方法被广泛应用到切削过程的智能感知和预测研究中。人工神经网络是由多个简单的处理单元彼此按照某种方式进行连接的计算系统,是对人脑简单的抽象和模拟。人工神经网络具有并行信息处理、分布式信息存储的特点,具有良好的非线性、容错性,以及强大的自组织、自学习、自适应性。根据信息流动方向,人工神经网络主要分为前馈型神经网络和反馈型神经网络。前馈型神经网络的各神经元只接收前一层的输入,并且将自己输出到下一层,整个网络中没有反馈。而反馈型神经网络的神经元有可能接收其他神经元的反馈信息。其中,应用广泛的 BP(Back Propagation)神经网络是一种信息正向传播,误差反向传播的多层

前馈型网络。相比于其他类型的神经网络,BP 神经网络具有较强的泛化能力,可以保证对所需分类进行正确分类,在网络经过训练后,也能对未见过的模式或者被噪声污染的模式进行正确归类,而且其具有很强的自学习和自适应能力。BP 神经网络的典型应用如刀具磨损监测和剩余寿命的预测。

马尔科夫过程最初由俄罗斯数学家安德烈·马尔科夫提出。20 世纪 60 年代 Leonard E. Baum 发表了一系列统计学论文,论述了隐马尔科夫模型的基本原理。20 世纪 70 年代以来,隐马尔科夫模型开始应用于语音识别领域,并获得了较大成功。对于一个随机过程,如果当前的状态仅仅与其前一个状态有关,而与更早些的状态无关,那么该过程被称为马尔科夫过程。马尔科夫过程的状态变化称为马尔科夫链。隐马尔科夫模型就是同时包含未知状态的马尔科夫过程和可见参数表达的模型。在隐马尔科夫模型中,马尔科夫链的状态被隐藏起来了,所能获取的信息仅是当前隐含状态所表达出的特征。

隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model,HMM)是一种动态模式识别工具,它能够对一定时间段内的信息进行统计。类似语音识别中不同单词的音节和音素,不同切削状态的切削信号也存在不同的切削行为转化形式。刀齿切削周期和刀具旋转周期是切削中两个最主要的周期运动形式。在每个周期内,刀齿的切入切出、切屑的形成,都将产生按照一定周期规律变化的信号。如图 1-4 所示,若将每个周期细分为多个“帧暂态”,则在不同的切削状态中同一个周期内各切削暂态的表现肯定是不同的。而 HMM 具有较强的时序建模能力,利用 HMM 可将每段取样信号划分成若干个切削暂态所对应的“帧”,这样就相比其他智能算法有着更加精细的时间分辨率,更容易捕捉到信号特征的快速变化。HMM 基于时间序列转化规律的概率统计,在一个动态的环境中监测信号的转化规律,从而做出相应评估和识别,适合于切削状态的识别与预报。

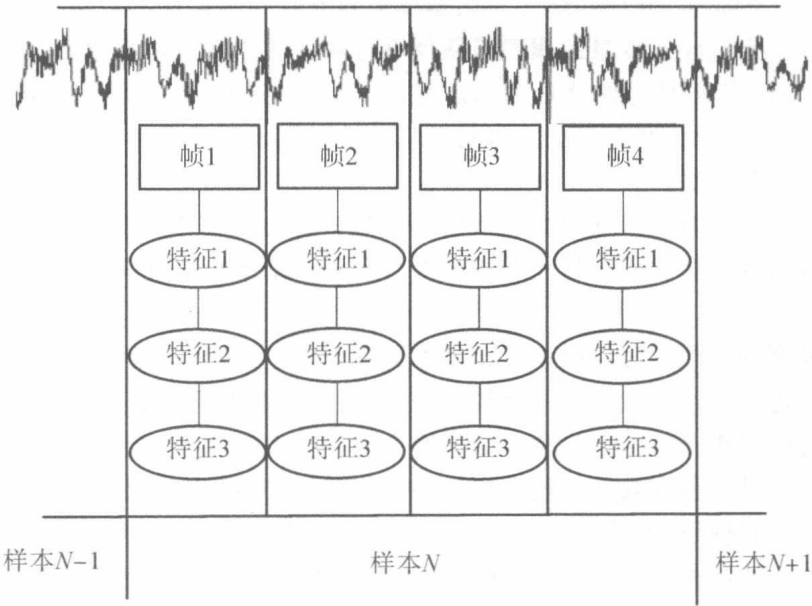


图 1-4 帧、样本和特征的关系示意

近几年来,深度学习在多个领域快速发展,形成了完整的理论支撑和适用对象不同的多种深度学习模型体系。与传统的浅层学习不同,深度学习进一步强化了模型结构的深度。深度

学习结构拥有更多的隐含节点层,并通过更多的层与层间特征变换,将样本的原有特征表示转换成新的空间的特征,突出重要特征挖掘隐含特征,使得分类或预测更加容易。深度学习能够利用空间相对位置关系作为特征处理,进而减少参数数量来提高训练性能。深度学习方法通过组合、提取低层特征用更加抽象的高层特征表示属性类别等,以发现数据的分布式特征表示。凭借自身的优越性,深度学习在图像、声音和自然语言识别等领域中取得了令人瞩目的成果。

在机械行业内,深度学习技术虽然并未被广泛应用,但是也已经迈出了前进的步伐。例如,基于深度学习的工业机器人视觉识别和定位方法,实现了工业机器人高效率完成分拣、搬运、检测、加工等工作。在切削过程的状态监测中,深度学习技术可以挖掘数据深层隐含特征,可以在短时间内完成准确的分类、回归或状态识别。例如,在刀具磨损在线实时监测系统中,基于深度学习的模型可以做出刀具准确的判断,泛化性能更好。深度学习在切削过程的感知和预测中的应用前景极为广阔。未来几年,将会有更多实例被开发出来,带来深刻的变革。

1.3.4 统计数据驱动的模式

在切削过程中,一些状态的演变具有典型的随机性,适合用随机过程模型进行建模和描述。统计数据驱动的方法是根据概率统计以及随机过程的理论,依据概率密度函数(PDF)对监测对象的状态进行估计,体现了预测的不确定性。在观测对象特征已知的情况下,统计数据驱动的方法假定状态演变遵循一定的分布,并通过遵循分布的法则确定与状态有关的未知变量。一旦概率分布确定,未来的状态就可以通过分布的估计预测出来。统计数据驱动的模式能够得出预测的概率分布而不是确定的值,所得的预测结果有置信度,从而增加了预测结果的可信度。伽马过程和维纳过程是常见的两种数据统计驱动方法。

伽马过程是一个非单调过程,适合于状态变量随着时间的推移不断累积的过程,如磨损过程等。伽马过程假定该状态变量的累积服从伽马分布。使用伽马过程预测方法的优点就是数学计算直接。然而,其不足之处就是伽马过程需要很严格的假设:状态演变过程必须是单调的,预测的结果与历史退化状态无关。伽马过程已被应用于刀具寿命的预测中,得出刀具可靠性及刀具寿命的计算方法。

维纳过程是一种带有随机噪声的随机回归模型。该方法已被广泛应用于航空发动机、金属化膜脉冲电容器等的退化过程建模和剩余寿命预测。基于维纳过程的切削过程建模和预测不是很多。

基于经验模式的预测方法以概率分布作为计算公式,考虑所有相关变量(例如状态变量和测量值)的分布,建立状态演变模型及测量模型,然后利用新的测量值,通过后验概率密度函数(PDF)对状态进行推断。基于经验模式的预测方法一般分为两类,即卡尔曼滤波及粒子滤波方法。卡尔曼滤波是一种有效的迭代数据处理方法,通过对预测结果的均方误差的最小化处理,从一系列包含测量噪声的数据中估计动态系统的隐藏状态,实现现场采集数据的实时更新和处理。与卡尔曼滤波相比,在贝叶斯推断方法下,粒子滤波没有要求严格的模型假设(如线性或高斯假设),是通过一系列有相应权重的随机采样去估计后概率密度函数,进而通过预测更新步骤完成状态的预测。

1.3.5 混合模型

实际上,基于机器学习的模型和统计数据驱动的方法都是数据驱动的方法。除此之外,基于物理模型的方法和基于经验模型的方法也是切削过程感知和预测可选用的方法。但是,这几种方法都有其不足之处。

(1)基于物理模型的方法理论上可以得到准确的预测结果,但实际上,切削过程的完整、精确物理模型难以建立。建模过程需要有完备知识,并且模型中的大量系数或者参数需要通过试验来标定,建模结果与真实状态之间会有一定的偏差,限制了其应用。

(2)虽然基于数据驱动的方法不全依赖物理原理,但大量的数据用于模型训练,预测结果的准确度依赖于数据的可用性。

(3)基于经验模型的误差积累导致其精度降低,计算量大,不能全面考虑实际加工过程中的所有因素影响。

可见,每一种方法都具有一定适用范围与固有的缺点。因此,可以通过相互融合进行取长补短、发挥优势,构造基于两种或者两种以上的混合方法。混合预测方法分为如图 1-5 所示的 5 个类型。

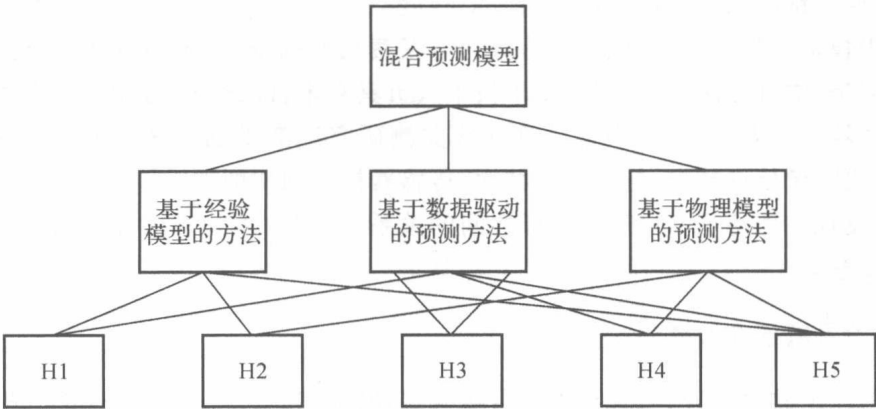


图 1-5 混合预测模型

- H1——基于经验模型的方法+基于数据驱动的方法；
- H2——基于经验模型的方法+基于物理模型的方法；
- H3——基于数据驱动的方法+基于数据驱动的方法；
- H4——基于数据驱动的方法+基于物理模型的方法；
- H5——基于经验模型的方法+基于数据驱动的方法+基于物理模型的方法

1.4 高品质切削过程的智能感知与预测应用领域

1.4.1 表面粗糙度在线监测

切削加工所得的零件表面不是理想的光滑表面,总是存在一定的微观几何波动,如表面粗糙度。大量理论和试验研究表明,表面粗糙度与零件的耐磨性、配合精度、疲劳强度、耐腐蚀性以及结合密封性等性能有着很密切的关系。因此,采用适当的方法监测工件表面粗糙度对于

提高加工质量、加工效率有重要的意义。然而,工件表面粗糙度一般采用先加工、再测量的方法,不能在加工过程中及时发现表面粗糙度的恶化征兆。虽然可以根据工艺参数大致预判工件表面粗糙度的范围,但是表面粗糙度的形成是一个动态过程。各种时变因素和干扰对表面粗糙度的形成有重要的影响,预判的结果不能反映切削过程的动态性。可见,工件表面粗糙度在线监测技术能够有效提高工件的加工品质、减少工件的报废率、提高切削的效率,对于实现切削加工自动化有重要意义。

1.4.2 表面纹理在线监测

工件表面纹理是指零件在加工过程中诸多因素综合作用而残留在零件表面的各种不同形貌和尺寸的微观几何形态。表面纹理对零件的配合状态、摩擦磨损和传动精度等机械性能影响较大,进而影响机器的使用寿命。表面纹理主要由刀具和工件之间的相互干涉产生,也是铣刀的几何参数(如齿数、螺旋角、悬伸量、铣刀角度等)、切削参数(如进给量、切削深度、切削速度等)、刀具的装夹和磨损程度等因素在加工中作用结果的综合反映。在加工过程中,如果不能及时发现表面纹理的演变趋势,就不能及时发现加工中的问题,导致表面纹理恶化现象被忽略,造成零件报废、生产成本增加。

因此,需要在铣削加工工件过程中监测工件表面纹理,以确保加工后的零件合格。通常,有经验的工程技术人员可以通过识别切削声音,观察切屑的形状、颜色和大小,综合判断表面纹理状态。但是,这种方法主观性强,要求技术人员具有丰富的经验,不利于知识共享和传承,并且有时存在较大误差。因此,表面纹理在线监测研究逐渐受到了国内外专家学者的重视。因此,综合运用图像处理技术、信号处理技术、传感器技术和切削加工知识,研究工件表面纹理的形成过程,发现纹理特征与可观测特征之间的关系,实现纹理状态的在线监测,对于提高加工质量有重要意义。

1.4.3 刀具磨损在线监测

作为切削加工的执行者,刀具与工件直接接触,磨损或者破损等现象不可避免。刀具的失效会导致切削能力减弱、加工质量下降。如果不能及时发现刀具磨损失效,会导致工件报废、生产成本增加,甚至损坏机床。另外,进行换刀并重新调整,也会增加非正常的停机时间。

为了尽可能减少因刀具突然失效造成的损失,及时发现刀具的磨损状态成为一个急需解决的问题。有时候,技术人员依靠观察切削声音、切屑颜色、切削时间等现象综合判断刀具磨损状态,这种方法主观性较强,对技术人员的要求高。近年来,随着现代制造业向全自动化、无人化的方向发展,生产过程对操作者的要求越来越低,对设备自动化的要求越来越高,刀具状态监控(Tool Condition Monitoring, TCM)获得广泛关注。TCM 技术通过观察各种信号特征及时掌握刀具磨损状态,对于提高加工质量,节约加工辅助时间以及提高生产效率具有重要的意义。

1.4.4 刀具剩余寿命预测

刀具是“机床的牙齿”,其性能直接影响切削的效率、质量、成本和能耗。随着刀具的磨损退化,切削力增大、温度升高、振动加剧,可能导致尺寸超差、零件报废或意外停机,造成巨大损失。然而,过早、频繁换刀会降低生产的连续性,增加停机时间,严重影响切削效率和成本。据

有关估计,我国每年上百亿的刀具支出虽然只占制造成本的 2.4%~4%,却影响占制造成本 20%的机床费用和 38%的人工费用。可见,更加精准地利用刀具不仅能节约刀具支出,而且对于提高切削效率、节约制造成本也有深远的影响。

为此,不仅要精确地估算刀具的寿命,还要准确地预测其在当前时刻的剩余寿命。然而,这一极具挑战性的问题严重制约了刀具选用、更换的决策和优化。所谓刀具寿命是指一把新刀具从开始加工工件算起,直到刀具磨损量到达规定的磨钝标准的切削时间总和,而刀具的剩余寿命(RUL)所指的是从当前刀具工作时间算起,一直到刀具磨损量达到磨钝标准的运行时间。准确估计刀具(剩余)寿命对提高计算机集成制造系统的生产率比其他技术都重要。因此,刀具剩余寿命的预测具有很大的经济效益,已被各国公认为重大的关键技术。

然而,刀具磨损退化和剩余寿命衰减过程的演变规律尚不清楚。由于受切削参数、工件材料、工况条件、刀具悬伸、刀具涂层、刀刃偏差、切削振动等多种因素的交互作用,刀具磨损退化过程涉及复杂的物理行为和化学变化,精确、完整的机理模型难以建立。现有的刀具磨损曲线具有示意性,难以定量、准确地描述一把刀具的剩余寿命。通过观察切削振动、声音和切屑,靠经验性判断刀具剩余寿命主观性强。基于刀具失效数据的统计方法和 Taylor 公式反映了一类刀具的整体特征,难以反映个体差异性和退化过程的时变性。

不可忽视的是,制造大数据已成为审视制造问题的一个新视角。由于切削信号、退化数据中隐藏着刀具磨损退化和剩余寿命衰减过程的演变规律,利用这些数据进行剩余寿命预测是一个具有重要理论意义与工程应用价值的问题,对于刀具的精准利用、提高加工产品精度和表面质量以及提高产品经济效益有重要而深远的意义。

1.4.5 切削颤振在线预报

自激振动是切削加工中广泛存在的一种振动形式。其中,对加工质量有重要影响的是刀具和工件之间强烈的自激振动,即颤振。颤振会导致加工表面质量的恶化,加剧刀具磨损,并增大刀具破损的可能性。此外,颤振时产生的噪声也会危害操作人员身体健康。广义地讲,颤振属于切削加工中的一类故障。随着加工品质的提高,切削过程中闭环控制反馈信息不仅包括加工误差、刀具补偿、刀具磨损等,对于颤振的发生也应做出及时的判断,并反馈给能够做出响应的控制机构。

实际上,颤振是切削过程中摩擦、再生效应和模态耦合等多因素共同引发的一种不稳定加工状态。颤振的发生具有一定的不确定性。虽然大量的研究已经从理论角度通过优化加工用量,预先选择稳定加工条件来避免颤振,但实际试验结果往往不能很好地与理论模型吻合。加工过程中工件的硬质点、气泡,以及外界的冲击干扰等都有可能破坏原有的稳定状态。

颤振具有高度的非线性,其预测、监测和控制都是现代工业生产中亟待解决的难题。研究表明,可以通过实时改变主轴转速、进给速度等参数,在不影响加工精度和效率的前提下将切削加工中的颤振将抑制于萌芽状态。因此,对颤振萌芽的及时检测,及早预报可能发生的颤振,将为颤振的抑制赢得宝贵的时间,避免加工质量进一步恶化。

1.4.6 工业产品服务系统

在服务型制造的大背景下,以服务与产品融合为特征的产品服务系统(Product - Service System, PSS)成为重要的发展趋势。大数据、物联网等技术的发展更推动了传统制造模式向