

1.1 智能制造背景

1.1.1 智能制造产生的背景

21 世纪以来,我国制造业发展取得了举世瞩目的成就,发生了历史性的变革,从复杂装备、精密仪器到重大工程,逐渐建立起世界上最健全的产业体系,我国成为世界上唯一拥有联合国产业分类中全部工业门类的国家。近十年来,我国制造业增加值从 2012 年的 16.98 万亿元增加到 2021 年的 31.4 万亿元,占全球比重从 22.5% 提高到近 30%,持续保持世界第一制造大国地位。目前,我国虽然已是制造业大国,但产业大而不强、自主创新能力不足、基础制造水平落后、低水平重复建设等问题依然突出,存在核心技术未能实现完全自主、整体仍处于在世界制造业价值链下游等问题。此外,第四次全球产业转移正在进行,我国劳动密集的传统制造业优势已逐渐弱化,大量低端制造劳动密集型产业正在从中国转移到越南、印度尼西亚等东南亚国家。当前制造业呈现劳动力成本攀升、产能过剩、资源利用效率低、环境污染问题突出、竞争激烈的紧张态势均表明,对制造产业链进行升级改造,提升制造业的数字化、网络化和智能化水平对于一个国家工业化进程举足轻重^[1]。

新一代信息技术和先进制造技术的发展、融合,推动了新一轮的工业变革,转型升级已成为制造业发展的迫切需要。信息革命正从技术革命向经济社会加速演进,世界经济数字化转型成为大势所趋,制造业的信息化、互联化转型必将成为制造业科技发展的重要任务。因此,制造业的发展必须适应时代的脚步,顺应日益增长的生产需求,转型升级成为迫切需要。先进制造技术是工业技术生产的核心基础,在制造业数字化、网络化和智能化转型中占据重要地位,覆盖产品的智能设计、制造、服务等全生命周期过程;而云计算、边缘计算、5G 通信等新一代信息技术打开了物理世界与虚拟世界的通道,以高效的信息传输和强大的计算能力拓宽了智能制造发展的空间;联系分散的“信息孤岛”,协助实现人-机-物-法-环的交互与共融,是数字化转型与智能化改造的引擎和助力^[2]。

1.1.2 智能制造的发展战略

第四次工业革命悄然兴起,使得美国、德国、英国、日本等发达国家相继部署制造业发展战略,我国也在 2015 年推出了“中国制造 2025”的战略规划。从内容上看,各国“再工业化”战略的规划与方案虽不尽相同,但其重点和核心均落在“智能制造”上,发展智能制造是各国统一的目标,是提升国际竞争力的关键举措。各国围绕智能制造所提出的发展路线如表 1.1 所示。

表 1.1 各国的智能制造强国战略

国家(地区)	战 略 计 划	提 出 时 间	主 题 内 容
欧盟	欧盟 2020 战略	2010 年	核心是实现三类相互促进的增长,即智能增长、可持续性增长和包容性增长
美国	先进制造战略	2012 年	加速的“再工业化”和“制造业回归”
德国	工业 4.0	2013 年	智能+网络化,发展以 CPS 为核心的智能工厂
英国	工业 2050 战略	2013 年	未来制造业是“服务+再制造”
法国	未来工业计划	2015 年	以工业工具现代化和通过数码技术改造经济模式为宗旨
日本	新机器人战略	2015 年	将机器人产业作为支柱产业,推进机器人技术在其他领域的落地应用,稳住“机器人大国”地位
中国	中国制造 2025	2015 年	以智能制造为主攻方向,重塑制造业技术体系、生产模式、产业形态和价值链,实现信息化、智能化、网络化、服务化、协同化的融合发展,推动中国制造业转型升级

1. 欧盟“欧盟 2020 战略”

2010 年 3 月,欧盟委员会公布“欧盟 2020 战略”将其作为欧盟未来 10 年发展的重点和指南,这一备受瞩目的战略将信息、新能源、节能为代表的先进制造作为重点发展对象,旨在发展经济、摆脱金融危机的同时,创造可持续的发展空间,通过智能化、信息化、绿色化的升级改造实现持续的经济增长,帮助其在全球制造业改革的浪潮中稳固根基,立于不败地位。

2. 美国“先进制造战略”

美国是智能制造的重要发源地之一。为在全球新一轮制造业变革中抢占先机,2012 年 2 月,美国国家科技委员会发布《国家先进制造战略规划》,提出以中小企业、劳动力、伙伴关系、联邦投资以及研发投资为主体的五大发展目标和具体实施建议。该战略计划提出将数字化与智能制造、先进材料和先进制造技术作为发展方向,贯彻落实“再工业化”和“制造业回归”,以复苏实体经济,应对其国内越

发严重的产业空心化问题。

3. 德国“工业 4.0”战略

2013 年德国发布“工业 4.0 战略”,其核心是“智能+网络化”,即以信息物理系统(cyber physical systems,CPS)为基础,通过设施的智能化和以网络为媒介的设施间通信,构建智能工厂,实现产品的智能制造,从而确保德国处于供应商领先和市场领先的“双领先”地位。该战略主要包括智能工厂、智能物流和智能生产三大主题。智能工厂重点研究设备乃至整个生产系统的智能化,集成设备、传感器、生产管理系统等,实现分布生产设备之间的网络化通信与管理;智能物流旨在借助物联网和互联网合理安排物流资源,提高资源利用率和物流效率。智能生产侧重于将人机交互、3D 打印、计算机辅助制造等先进技术融入产品的设计与制造过程,从而打造高度灵活、个性化、网络化的产业链。

4. 英国“工业 2050 战略”

英国是世界上第一个进行工业化革命的国家,有“现代工业革命的摇篮”和“世界工厂”之称。2013 年 10 月,英国政府推出“工业 2050 战略”,指出未来制造业是“服务+再制造”,将服务纳入产品全生命周期,以消费者需求为导向,时刻关注市场动向,把握机遇,提升竞争力;通过再制造为制造业注入新的动力,提升可持续发展能力。

5. 法国“未来工业计划”

2015 年 5 月,法国时任总统奥朗德推出未来工业计划,该计划明确提出了以工业工具现代化和通过数码技术改造经济模式为宗旨的未来工业,即新工业法国模型。这一模型将数字经济、智慧物联网、数字安全、智慧饮食、新型能源、可持续发展城市、生态出行、未来交通、未来医药作为九大优先发展领域,明确了未来发展工业的重点与方向。除此之外,该计划支持企业在增材制造、虚拟现实、增强现实等方面实施结构性计划,获取突破性成就,帮助法国获得欧洲或全球领先地位。

6. 日本“新机器人战略”

传统制造业强国日本在此次智能制造工业改革中选择以机器人为突破口,早在 2014 年日本就在《2014 制造业白皮书》中提出将机器人产业作为发展重点,而 2015 年 1 月发布的“机器人新战略”,再次巩固日本在机器人产业中的强势地位,该战略致力发展协同机器人和无人工厂,力图通过创新数字网络、软件系统、机器人、物联网等技术构建“世界机器人创新基地”,研制智能应用机器人,融合互联网实现机器人数据的存储和交换,以抢占未来“智能制造”的制高点。

由此可知,智能制造已经成为当前世界发达国家在制造业上进一步发展的战略方向,在不久的将来实施智能制造也将是世界各国先进制造业发展的必经之路。上述战略基于不同的背景提出,所针对的各国国情也各不相同,但其目标均是实现

制造的智能化和网络化,使分散的制造资源得到信息化的管理和网络化的通信;创造完备的信息化世界,使其与物理世界建立起稳固精确的连接,进而交互融合,推动制造业的智能化转型。与此同时,为推动“中国制造”向“中国智造”“中国创造”加速转变,国家重点研发计划也相继启动以实施“智能制造(工业 4.0)与智慧服务的研究与示范工厂”“网络协同制造和智能工厂”等为主题的重点专项,以研究所与高等院校为主导,由企业提供示范应用平台,围绕制造装备、汽车、家电、制药、家具等行业进行智能化改造。

1.1.3 产线智能化的困境

制造车间是组织生产的基本单元,产线是构建智能车间的基础。通常,产线指产品生产过程所经过的路线,即从原料进入生产现场开始,经过加工、运送、装配、检验等一系列生产活动所构成的路线。在智能制造的发展背景下,产线面临的困境如下。

(1) 个性化、定制化的生产模式,烦琐的产品制造流程和复杂多变的生产环境使得生产现场所采集的数据呈现多源、异构的特点,海量数据得不到高效及时的采集和处理,数据的准确性和完整性也难以保证,导致数据无法最大化发挥其对生产状况的指导作用,也使得数据驱动的产线难以实现真正意义上的透明化、可视化和实时化。

(2) 大规模个性化定制导致的车间工件加工种类多、小批量以及交货期限差异化等,对生产物流协同机制提出了较高的柔性化要求。目前,车间生产物流由于缺乏有效的信息感知方法,物流不能及时感知生产波动造成加工原料缺失、工件积压的两极现象,造成生产拖期,甚至会严重影响车间加工效率。

(3) 产线存在严重的信息孤岛问题,信息系统难以实现与物理系统之间的实时信息传递和反馈,导致系统内部信息共享受阻、数据流通闭塞,造成生产管理不便。

(4) 面向产线生产过程监控、物流实时配送、质量追溯过程的实时决策能力较弱,对采集的数据缺乏灵活运用能力,尽管自动化技术已在生产现场部署,但其数据通信的实时性依然难以满足实际生产需要。如何利用实时数据监测判断当前生产状况并及时作出相应决策,实现高效自适应的生产,是当前构建智能产线面临的一个巨大挑战^[3]。

综上所述,数字化、网络化、智能化管控是当前构建智能产线亟须解决的关键问题,而新一代信息技术、人工智能和先进制造技术的出现充分应用计算机技术辅以网络化技术解决了信息传输困难、低效、高延时的痛点,实现多源异构网络的并存与共融,帮助产线建立起完备的通信、管理机制,为以数据为核心的产线生产、监测、决策过程提供了有力的支持和保障。

1.2 国内外研究现状

围绕着智能产线的运行优化难点问题,本节从产线状态数据实时采集与云-边协同计算、产线多级批量生产任务的集成规划与优化、生产物流的主动感知与协同调度、刀具磨损状态智能监控与寿命预测、面向多工序加工过程的工件质量追溯、复杂加工装备的健康状态综合评价、基于数字孪生的智能产线建模与可视化等七个方面进行研究现状阐述与分析。

1.2.1 产线状态数据实时采集与云-边协同计算

随着人工智能和传感器技术的发展,工业领域越来越重视物联网技术的应用,产线状态数据的采集为关键一环。其中,数控加工装备多源信息采集主要是通过传感器和相应的采集装置获取装备的状态参数,利用状态参数为关键部件检测和装备健康状态评价提供数据支撑。

1. 状态数据实时采集方面

Xu 等利用宏指令对五轴数控机床的试件加工过程进行振动信号采集,并借助分段式采集的方法实现数据采集与数据处理的同步进行^[4]。刘广琪利用发那科公司的 FOCAS 库函数建立数控机床与 PC 上位机的通信,通过软件的二次开发实现对机床关键数据信息的采集^[5]。李杰等通过机床内置传感器采集到的数据快速检测机床加工精度^[6]。孙顺苗等利用外接传感器的方法并借助数控系统通信协议综合获取数控机床运行数据^[7]。徐卫晓等利用振动、噪声等多个传感器综合检测铣刀的磨损状态^[8]。陈勇等利用多组加速度传感器采集数控机床主轴的振动信号,用于检查机床主轴的健康状态^[9]。目前智能车间主动感知的方法主要有事件驱动、本体技术等方法^[10-11]。国内外学者针对主动感知的方式也进行了深入的研究:张耿通过事件驱动将物联数据处理为服务上层协同决策的关键信息,并将关键信息进行集成以实现其在多项异构系统之间的交互^[12];路飞等采用本体技术实现加工资源生产服务的主动感知,并通过语义规则实现模型的扩展和语义的推理^[13];顾丰丰通过对异常扰动进行分析并构建了一种事件和周期混合驱动的重调度模型^[14]。

2. 云-边协同计算方面

Jinke R 等提出的云边缘协作方法能够有效地提高延迟性能^[15]。Ding 等提出了一种云边缘协作框架,通过浅层卷积神经网络模型提供持续时间长、响应速度快的认知服务,给用户带来了良好的体验^[16]。Zhang 等在工业互联网中提出了一个 Cloud-Edge 协作的工业设备管理服务系统,在一定程度上提高了工业现场系统的响应速度,减轻了数据传输带来的网络带宽负载压力,推动了工业物联网向智能

化发展^[17]。罗阳提出了基于云-边协同的制造过程质量诊断体系框架,设计了基于云-边协同的质量诊断服务组合优化方法,并通过实验验证了质量诊断模型及服务组合优化方法的有效性^[18]。聂丹颖提出了基于云-边协同计算的设备故障诊断系统分层框架,研究了云-边协同场景下的诊断贝叶斯网络的建模和服务组合优化方法,最后对系统进行了设计和实现,并结合实际案例验证了系统的可行性^[19]。杨丰赫提出了一种云边协作的工业互联网排产框架。通过构建边缘预处理模块与云端通用求解模块,实现了排产模型的解耦合;通过优化云边协作的中间结果,降低了云端计算量与网络传输开销,提升了排产效率^[20]。王梦瑶等针对智能工厂底层大量终端设备产生的海量数据在中心云处理分析和边缘设备实时计算两个层面的需求,提出一种基于云-边协同的智能工厂工业互联网架构,并应用该工业互联网架构实现一种基于云-边协同的生产线环境监测系统^[21]。李东阳等设计一种适用于机床刀具故障诊断的云边端协同架构,通过底层产线、边缘节点与工业云平台的高效协同,实现机床刀具故障的及时预警^[22]。陈玉平在全面调查和分析云-边协同相关文献的基础上,重点分析和讨论了资源协同、数据协同、智能协同、业务编排协同、应用管理协同和服务协同等协同技术的实现原理和研究思路与进展。然后分别从云端和边缘端深入分析了各种协同技术在协同中所起的作用以及具体的使用方法,并从时延、能耗以及其他性能指标方面对结果进行了对比分析^[23]。

综上所述,以数控加工装备为核心的产线系统数据采集方式主要分为两种。一种为借助内置传感器,利用机床的通信接口或者以太网实现数据采集;另一种为借助外部传感器,将传感器安装在需要状态检测的关键部件上采集状态数据。而云-边协同计算在智能制造的研究总体上还处于起步阶段,目前的研究主要针对软制造资源和简单硬制造资源开展虚拟化和服务化研究,复杂异构多样的硬制造资源的虚拟化和服务化技术尚有待进一步突破。

1.2.2 产线多级批量生产计划的集成与优化

生产计划是产线进行稳定和高效生产的基础。面向产线多级批量生产计划问题可以描述为在 M 条生产线中加工 N 个产品,确定每个周期及每条产线中待加工产品的生产批量和加工顺序,在满足需求的情况下,以平衡生产准备和生产库存成本,从而优化生产总成本^[24-25]。具体研究问题包括单级无容量批量确定问题(single-level uncapacitated lot-sizing problem, SLULSP)、单级有产能约束批量确定问题(single-level capacitated lot-sizing problem, SLCLSP)、多级无产能约束批量选择问题(multi-level uncapacitated lot-sizing problem, MLULSP)和多级有产能约束批量问题(multi-level capacitated lot-sizing problem, MLCLSP)等。其中, MLCLSP 是最复杂的,其数学模型是一个混合整数规划的 NP 问题,对于该类问题的研究方法主要分为三类:基于分解的方法、传统启发式方法和仿生算法。

(1) 基于分解的方法是将一个大的整体划分为子模块,并且在分布式计算方

面比其他过程更灵活。可以区分基于问题的分解方法和基于解空间的分解算法。前者将原始问题分解为子问题。在文献[26]中,MLCLSP被分解为一系列CLSP,然后通过改进的Dixon-Silver启发式方法求解CLSP。对于考虑了具有特定项目资源的连续物料清单结构的MLCLSP,Bector等通过构造一个替代的单层问题来处理多层问题,然后通过贪婪启发式方法来解决^[27]。基于解空间的分解是将整个解决方案空间分解为子空间,例如分支定界算法、分支切割算法、分支选择算法,所有这些算法都在“分支”部分生成解空间的部分新的不相交子集。Zhang等将数据驱动过程与分支和选择过程相结合,实现了解决有产能约束批量问题^[28]。

(2) 构造启发式方法是MLCLSP求解方法领域的另一个主要研究方向。启发式方法意味着只探索部分解空间,并试图在合理的时间内找到一个好的可行解,目的是满足一定精度的要求,减少求解时间。Ramezani等实施了三种启发式方法来求解考虑可用性约束的MLCLSP,松弛了二进制变量和约束^[29]。拉格朗日启发式方法用于将两级CLSP问题松弛为连续背包问题,该问题可使用有界变量线性规划轻松解决^[30]。MLCLSP开发了一种Lagrangan启发式方法,该方法具有关联的批量大小^[31]。Tempelmeier等结合变量邻域分解搜索和精确混合整数规划(variable neighborhood descent search-mixed integer programming, VNDS-MIP)来求解MLCLSP,其使用精确的LP/MIP解算器ILOG CPLEX,然后根据邻域搜索规则固定变量^[32]。

(3) 仿生算法是模拟自然现象或规律以解决问题的过程,如人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC)、遗传算法(genetic algorithm, GA)和蚁群优化算法(ant colony optimization, ACO)等。Zhao提出了BAC和修复优化算法的混合算法,其中BAC是为了避免局部最优^[33]。Pitakaso将ACO与MLCLSP的固定和放松启发式相结合,其中ACO使用在先前迭代中建立的虚拟信息素浓度,为下一次迭代挑选出有希望的子集^[34]。为了解决文献[35]中存在积压的MLCLSP, Toledo提出了一种混合多种群遗传算法,它结合了基于固定和优化启发式和数学规划技术的多种群。Mohammadi提出了一种基于GA的具有序列相关设置的CLSP启发式算法,其中滚动水平启发式算法改进结合了遗传算法,以克服计算的不可行性^[36]。与变邻域搜索(variable neighborhood search, VNS)杂交的GA在文献[37]中利用设置时间解决CLSP,其中GA生成解决方案,然后使用VNS来提高解决方案的质量。ACO算法更适合于在图上搜索路径,因此它更倾向于处理可以转化为路径优化的问题。在求解MLCLSP问题时,BA更适合于改进其他算法,以避免陷入局部极值。

综上所述,传统的启发式方法大多基于启发式规则,对解空间的搜索是片面的,这导致可以找到可行的解决方案,但解决方案的质量很差,需要为问题找到特定的启发式规则,而这些规则通常很难构造。相比之下,仿生算法虽然也是一种启发式算法,但搜索具有一定的进化方向,并且具有一定的随机性。通过仿生算法实

现的 MLCLSP 的大多数解决方案具有更好的质量。但单一的仿生算法求解 MLCLSP 的结果仍然存在差异,其原因可能是陷入了局部最优或者解的收敛性不好。因此,近年来仿生算法求解 MLCLSP 问题的研究多采用混合仿生算法,目的是通过结合不同算法的优点,弥补单一算法的缺陷,本书第 3 章将采用蜉蝣算法求解建立的生产计划集成模型,该方法是一种集中了粒子群算法与遗传算法优点的混合群智能算法。

1.2.3 生产物流的主动感知与协同调度技术

作为智能产线的两个重要环节,生产与物流之间通过工业物联网相互连接,获取了包含生产物流关键信息的大规模复杂数据,如何在数据分析的基础上获取生产物流状态和实现生产与物流的动态协同运行,已成为当前智能产线关注的焦点和难点。

1. 库存与产线生产物流协同框架方面

张映锋研究了加工资源与 CPS 的映射,将 AGV(automated guided vehicle,自动导引运输车)和加工资源看作具有感知协同和决策能力的模型,按照 CPS 的概念将车间协同框架分为物理、信息及系统 3 个部分^[38]。王爽将加工资源看作具有自治能力的智能体,按照递进特征将车间协同框架分为状态感知、实时分析、自主决策和执行^[39]。张泽群在考虑系统重构的基础上,结合物联网(Internet of Things, IoT)和动态调度理论将车间协同框架分为分析层、适配层和开发层^[40]。周津结合 IoT 多源异构性的特点构建了一个多源异构信息融合结构框架,包括数据采集、抽象、集成与特征抽象^[41]。孙阳君等针对多 AGV 调度系统优化程度低的问题,结合数字孪生和集中调度思想建立了车间协同框架,包括物理、虚拟、孪生数据中心和支撑服务四个层次^[42]。刘业峰等将车间协同框架分为设备层、加工单元层、管控层和云平台四个层级^[43]。潘俊峰提出一种基于物理层、监控调控层和自组织层的多智能体(Agent)智能车间可行架构^[44]。Zhang 等结合 IoT 和信息-物理系统将车间协同框架分为智能建模、智能生产-物流系统和自组织配置,使车间内的物流 AGV 与生产设备相互适应协同^[45]。

2. 库存与产线生产物流协同调度方面

学者们常用的解决方法是启发式的群智能优化算法和多智能体系统(multi-agent system, MAS)。群智能算法通过不断对结果进行迭代和寻优,找到满足已知约束的较优结果,当前常用于解决 JSP 问题的智能优化算法有遗传算法^[46-48]、蝙蝠算法(bat algorithm, BA)^[49]、Jaya 算法^[50-51]、蚁群算法^[52-53]、鲸鱼算法(whale optimization algorithm, WOA)^[54-55]和蝗虫算法(grasshopper optimization algorithm, GOA)^[56-57]等。另外,将车间内机床、AGV、原料库和成品库等加工资源看作一个具有感知、分析、监控、决策和执行等能力的智能体,通过多个智能体之间的信息交互和协同决策共同完成车间内的调度任务,陈铭等将信息素应用在多

智能体动态智能车间调度模型的求解过程中^[58]。管晨丞等以时间、成本、负载等为目标函数构建了基于协同拍卖的多目标动态调度模型^[59]。Kouider 等构建了一种多智能体车间调度模型,并以最短智能体闲置时间为目标进行求解^[60]。Wang 和 Zhang 等将博弈理论应用在各个智能体的协商机制,构建了基于 IoT 的多智能体调度系统^[61-62]。

综上所述,在考虑库存的产线生产物流协同调度中,对原材料/备件/在制品的库存的考虑使得传统的决策模型已不适用于解决生产物流的决策问题。基于上述原因,需要在对库存和车间产线布局确定之后重新构建含有 AGV 的协同调度模型,并采用群智能算法和多智能体等协同调度方法进行求解,以提高智能车间生产与物流的协同效率。

1.2.4 刀具磨损状态智能监控与寿命预测

刀具是产线加工工艺系统中的关键损耗件,其磨损状态直接影响工件的加工质量和机床运行效率。由于加工过程环境极为复杂,刀具磨损过程极具复杂性、随机性和模糊性,对刀具当前磨损状态的有效识别及精度预测成为智能产线的难点问题。

1. 刀具磨损状态识别方法

刀具磨损状态识别方法主要以神经网络等智能算法为建模依据,通过深层反映信号特征与刀具状态的非线性关系来判别刀具状态。Kong 等^[63]筛选出能够准确反映刀具磨损状态的敏感特征,所选择的敏感特征分别利用广义矩量法和反向传播神经网络来识别刀具磨损状态。程灿等^[64]针对训练支持向量机时参数难确定的问题,通过遗传算法来优化参数,之后采用粒子滤波对结果进行修正,提出了多种方法组合的刀具磨损量识别方法。然而传统的机器学习模型存在训练时间长、效率低的问题,尤其是在数据量较大的时候不能实现实时处理。部分学者将深度学习引入刀具磨损状态识别问题中进行了研究。Vanthien 等^[65]提出了一种深度学习网络的体系结构来识别加工刀具的实际磨损状态。Cao 等^[66]结合了小波框架和卷积神经网络,提出了一种利用机床主轴振动信号识别刀具磨损状态的新型智能技术。吴雪峰等^[67]采用 BP 算法和 Adam 算法对卷积自动编码器网络中的参数进行调整优化,建立了刀具磨损类型识别模型。尽管以上研究在刀具磨损状态识别中取得了一定效果,但是深度学习模型依赖大量样本数据,对于数据量较小的应用场景难以发挥价值。为了解决数据不平衡的问题,董勋等^[68]针对刀具数据分布不均衡,在卷积神经网络基础上提出代价敏感函数,所提方法较原始方法有大幅度的效果提升。Jia 等^[69]提出了一种深层规范化卷积神经网络(deep normalized convolutional neural network,DNCNN)框架能够解决不平衡故障分类,表明 DNCNN 比常用的 CNN 能更有效地处理不平衡分类问题。

2. 刀具磨损精度预测方法

刀具磨损精度预测方法分为基于物理模型、经验模型和数据驱动的方式^[70]。基于物理模型的预测方法按照研究对象的报废机制或受损态势构建物理模型,主要使用 Taylor、Hasting 等人总结的刀具耐用度经验公式^[71],一旦建立符合实际的物理模型准确度会很高,但是随着加工环境以及结构越来越复杂,很难建立符合实际的物理模型且通用性弱,因此这种方法在工程中实用性不强。基于经验的模型无须复杂的预测模型,但存在预测准确度有限的问题。近年来依托于传感器技术和信息技术,基于数据驱动的方法取得长足的发展,更适用于非线性可靠性预测,主要包括数理统计和机器学习两类。

(1) 基于数理统计的方法。Sun 等^[72]提出了一种基于非线性维纳滤波的刀具磨损和剩余寿命预测模型,推导剩余使用寿命的概率密度函数对基于大样本的不确定性进行定量分析。Yan 等^[73]使用基于机器性能历史的 ARMA 模型估计剩余寿命。Liao 等^[74]从局部分分析和全局分析两个角度获取了刀具磨损状态的深度信息,所提的多尺度混合隐马尔可夫模型保持了刀具磨损值监测的准确性,性能优于单一的隐马尔可夫模型。

(2) 基于机器学习的方法。Liu 等^[75]提出了改进的人工蜂群算法优化反向神经网络的刀具磨损预测模型的特征融合和多项式曲线拟合的在线 RUL 预测模型。Wu 等^[76]使用 315 个铣削试验收集的实验数据验证基于随机森林的刀具磨损预测方法具有更高预测精度。董靖川等^[77]从原始信号中自动提取特征建立基于分布式卷积神经网络的刀具磨损量预测模型,与神经网络模型相比预测结果的均方误差降低了 51.3%。Wang 等^[78]采用堆叠式自动编码器模型自适应地从加工信号中提取刀具磨损特征,提取的磨损特征和相应的工作条件组合成用于预测工具磨损的工作条件特征序列。最后,利用长短期记忆模型增加记忆积累效应的优势,学习工况特征序列的规律磨损模式,实现刀具磨损的预测。

综上所述,加工环境的复杂性使得基于经验模型和物理模型的刀具磨损建模方法的准确度有待提高,而数据驱动的机器学习方法是研究刀具磨损状态识别和精度预测的有效工具,但是必须考虑训练样本的有效性和样本量大小的问题。

1.2.5 面向多工序加工过程的工件质量追溯

机械多工序加工过程中,影响零件加工误差的因素错综复杂、种类繁多,而且各种因素对零件加工误差的作用方式和影响程度都不同,这导致误差溯源非常困难。针对误差溯源问题,国内外专家学者当前研究方向主要集中于三方面:①通过理论分析建立物理模型,根据加工误差产生机理进行误差追溯;②采用信号处理的方法对加工误差溯源分析;③将深度学习等智能技术应用于误差溯源,使溯源智能化成为可能。