DOI：10.3901/JME.2021.10.196

面向智能制造的刀具全生命周期智能管控技术*

刘献礼[1] 李雪冰[1] 丁明娜[1] 岳彩旭[1] 王力翠[2]
梁月昇[3] 张博闻[1]

(1. 哈尔滨理工大学先进制造智能化技术教育部重点实验室 哈尔滨 150080；
2. 瑞典皇家理工学院生产工程系 斯德哥尔摩 25175 瑞典；
3. 佐治亚理工学院乔治·W·伍德拉夫机械工程学院 亚特兰大 30332 美国)

摘要：智能制造是未来制造业的主攻方向，以航空航天、汽车领域为代表的高端制造装备关乎国防安全和国家经济命脉。复杂多样化的零部件加工对刀具管控提出了更高的要求。刀具作为切削过程中最活跃、状态变化最多的要素，其性能直接影响加工精度和生产效率。大数据时代的到来引领刀具管理模式的变革，制造商、供应商、应用企业对刀具全生命周期数据的需求与日俱增。通过分析刀具管控现状可知，设计制造精准性、寿命预测准确性、刀具管控科学性是亟待解决的核心问题。提出刀具全生命周期智能管控的内涵及关键技术，综述国内外学者在刀具设计制造智能优化、刀具切削过程状态监测和刀具多源数据管理共享方面的研究成果，最后结合刀具管控技术的应用情况对未来的研究方向进行展望。随着智能制造的不断深入，以人工智能、大数据、数字孪生、云计算等现代信息技术为依托的刀具全生命周期智能管控技术，必将推动刀具产业链转型升级。

关键词：智能制造；刀具；智能管控；全生命周期；状态监测；大数据
中图分类号：TG506

Intelligent Management and Control Technology of Cutting Tool Life-cycle for Intelligent Manufacturing

LIU Xianli[1] LI Xuebing[1] DING Mingna[1] YUE Caixu[1] WANG Lihui[2]
LIANG Yuesheng[3] ZHANG Bowen[1]

(1. Key Laboratory of Advanced Manufacturing and Intelligent Technology, Ministry of Education, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080;
2. Department of Production Engineering, KTH Royal Institute of Technology, Stockholm 25175 Sweden;
3. George W. Woodruff School of Mechanical Engineering, Georgia Institute of Technology, Atlanta 30332 USA)

Abstract：Intelligent manufacturing is the main direction of the future manufacturing industry, the high-end manufacturing equipments represented by aerospace and automobile fields are related to national defense security and national economic lifeline. The higher requirements for the management and control of cutting tools are put forward by complex and diversified machining of parts. As the most active and state-changing element in the cutting process, the performance of the tool directly affects the machining accuracy and productivity. The advent of the big data era has led to a change in the tool management paradigm, with manufacturers, suppliers and application companies demanding life-cycle data on tools. By analyzing the current situation of tool management and control, the design and manufacturing precision, the accuracy of life prediction and scientific tool management and control are issues that need to be addressed. The connotation and key technologies of the whole life-cycle intelligent management and control of tools are proposed, the research results of domestic and foreign scholars in tool design and manufacturing intelligent optimisation, tool

* 国家重点研发计划(2019YFB1704800)和国家自然科学基金国际(地区)合作与交流重点(51720105009)资助项目。20200617 收到初稿，20210127 收到修改稿

cutting process condition monitoring and tool multi-source data management sharing are reviewed, and finally the future research directions are prospected in the light of the application of tool control technology. With the continuous deepening of intelligent manufacturing, the intelligent management and control of cutting tool life-cycle based on artificial intelligence, big data, digital twin, cloud computing and other modern information technology will certainly promote the transformation and upgrading of tool industry chain.

Key words：intelligent manufacturing；cutting tool；intelligent management and control；life-cycle；condition monitoring；big data

0　前言

随着现代制造自动化、工序集约化程度不断提高，刀具及加工零件复杂程度大大增加，并呈现出多元化的加工需求。刀具作为离散制造过程中最活跃、状态变化最多的要素，其性能直接影响工件质量和生产效率。以航空航天、汽车领域为例，高端零部件加工需要高精度、高效率、高可靠性的专用化刀具，且大多数是为同工位、多工序加工服务的多刃复杂刀具，如铣刀、钻头、铰刀等。图 1 为飞机框梁类零件加工，不同工艺所需的刀具结构复杂、种类繁多、参数各异，对刀具的设计制造提出更高的要求；在零件批量化生产过程中，刀具消耗量大、易磨损、成本高。因此，亟需有效的刀具管控技术来解决企业在刀具设计、制造和应用过程中所面临的难题与挑战，具体体现在以下三个方面。

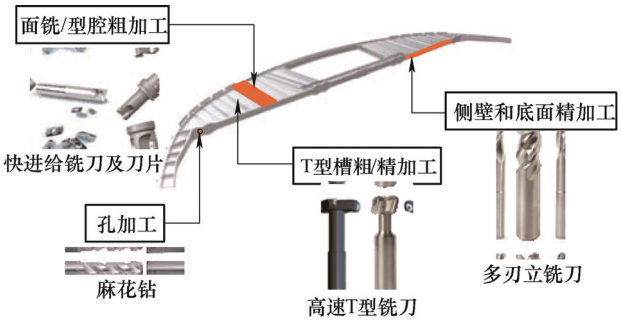


图 1　飞机框梁类零件加工及所需的复杂刀具

(1) 刀具企业面临设计制造精准性的挑战。目前新型刀具的研发主要依赖于“经验设计+现场服务+大量试切试验”的模式，缺乏面向企业需求的智能设计，且产品更新缓慢；刀具制造过程对实际物理原型依赖性强，生产线柔性较差，制造精度与国外领先水平有一定差距。

(2) 应用企业面临刀具寿命预测准确性的挑战。受加工现场工况复杂、数据采集困难等因素影响，未能及时监测刀具磨破损状态并准确预测刀具剩余寿命，导致换刀过早或过晚。部分企业仅依靠经验设定加工时间进行强制换刀，使得刀具寿命未能充分利用。

(3) 制造产业链面临刀具管控科学性的挑战。缺乏对刀具信息的有效管理与追溯，库存混乱，刀具在使用过程中数据缺失严重。受网络服务与地域限制，管控过程不透明、效率低，容易造成信息孤岛。从图 2 所示的刀具管控现状可知，刀具设计、制造、应用之间的信息交互仍需要通过技术服务和供应商作为中间“桥梁”，无全流程管控。

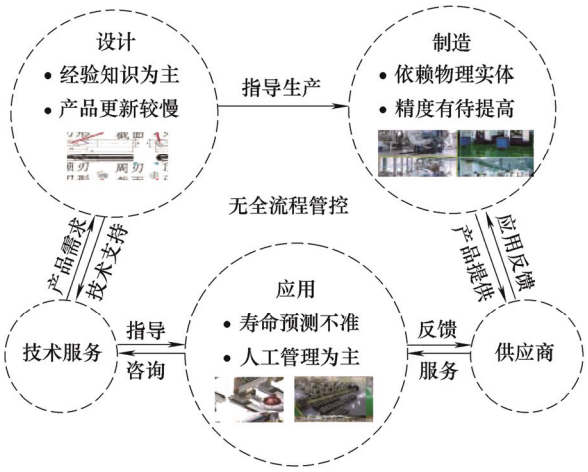


图 2　刀具产业链管控现状分析

针对以上问题，众多企业和科研院校根据自身优势开发了相应的刀具管控系统，但大部分只是着眼于刀具从采购入库到报废的应用阶段，或是刀具管控过程中的某个单一环节，缺乏对刀具设计、制造、应用之间关联性的考虑，导致管控信息无法实时共享并覆盖刀具全生命周期。另一方面，由于高端复杂刀具的研发技术相对滞后，国产刀具目前还不能完全满足航空航天、汽车制造等领域的加工需求，每年仍需进口大量刀具，严重制约了企业智能化进程和刀具产业链的转型升级。

为了推动智能技术与传统制造业的深度融合，世界制造大国都在寻找新的创新突破口，进而抢占新一轮产业革命带来的发展机遇[1]。根据国务院 2016 年印发的《“十三五”国家科技创新规划》要求，我国要重点攻克刀具关键共性技术，提升主要

产品的自主研发能力，总体技术水平进入国际先进行列，部分产品国际领先[2]。随着工业 4.0、中国制造 2025 以及“一带一路”倡议的提出和不断推进，以人工智能、大数据、数字孪生、云计算等技术为核心的现代信息产业与制造业在交融碰撞中互相赋予了前所未有的全新生机，成为推动制造向“智造”转变的新引擎[3-5]。5G 网络、大数据时代的到来加快了刀具技术迭代更新，引领刀具管理模式的变革。制造企业各级管理者需要更加详细、准确、及时的数据反馈来作出决策。著名刀具生产商 Sandvik 的官方数据统计显示：生产作业停产事故中有 15%是由缺少合适的刀具所导致，操作员 20%的时间消耗在刀具查找，30%～60%的刀具库存未能得到充分利用，30%～70%的生产管理时间用于刀具数据的搜集、整理与分析。因此，高效透明的刀具管控对于企业提升生产效率、降低成本具有重要意义。

在信息互联的智能制造背景下，中国要想成为制造业强国，必须尽快提高刀具等基础产业的技术实力。以航空航天、汽车等领域为代表的高端制造装备关乎国防安全和国家经济实力，其产业链也处于智能制造升级、赶超欧美等发达国家的关键时期，众多企业正在积极地将智能制造融入产品的研发中。刀具全生命周期智能管控技术的研究与应用必将为制造业注入新的活力，实现刀具产业链技术水平和经济效益的显著提升。

1 刀具管控内涵及关键技术

1.1 刀具全生命周期智能管控的内涵

刀具全生命周期智能管控是通过融合人工智能、大数据、数字孪生、云计算等现代信息技术与生产管理技术，对刀具从需求分析到报废的全生命周期的各环节进行全流程闭环管控，使刀具设计制造过程品质可优化、应用过程寿命可预测、全生命周期范围内状态可追溯，从而实现面向智能制造的优质、高效、低耗、绿色、安全的刀具管控与服务。图 3 为刀具全生命周期智能管控所涉及的主要环节。

刀具全生命周期智能管控具有以下特点。

(1) 协同化：刀具设计、制造以及应用环节协同运作，消除信息孤岛，提高刀具管控效率。

(2) 集成化：基于大数据平台对多源异构数据集成管理，实现刀具物流、信息流、价值流的全面管控。

(3) 网络化：将互联网、物联网与企业制造网络无缝对接，实现刀具资源和数据共享。

(4) 实时化：通过传感器、条形码、射频识别(Radio frequency identification，RFID)、无线网络等方式实现对海量数据的实时采集和快速传输。

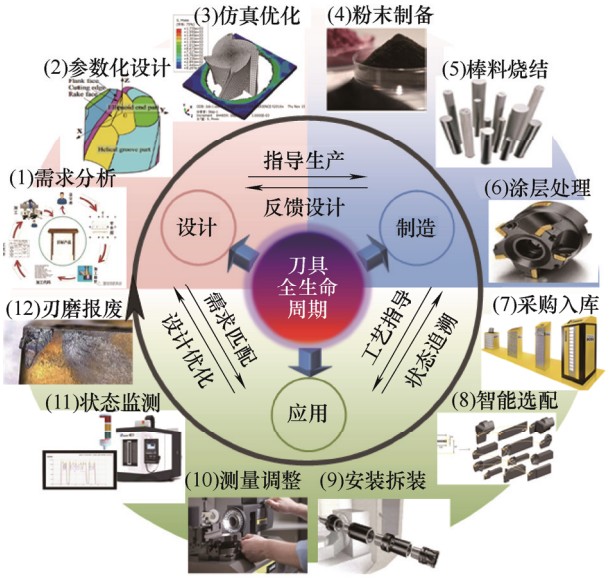


图 3 刀具全生命周期智能管控的主要环节

(5) 智能化：在人工智能、数字孪生技术驱动下实现刀具智能设计和精准制造，建立机理-数据混合驱动模型，实时感知刀具状态并进行自适应调控。

1.2 刀具全生命周期智能管控的关键技术

为了实现刀具全生命周期智能管控，其关键技术包括：刀具设计制造智能优化、刀具切削过程状态监测和刀具多源数据管理共享，如图 4 所示。

(1) 刀具设计制造智能优化。利用刀具参数化设计、有限元仿真、“形-性-用”一体化设计等面向需求的现代设计理论与方法，实现复杂刀具结构和刃型的精准设计；基于数字孪生技术对刀具制造过程进行全流程、全要素数值模拟，形成以高性能为目标的虚实协同制造工艺优化迭代机制，提高刀具制造精度。

(2) 刀具切削过程状态监测。通过多传感器对切削过程中机床、刀具、工件状态的感知与融合，构建刀具状态监测模型。随着刀具性能逐渐退化，当达到预警界限时，进行剩余寿命预测，并将识别与预测结果输入数控系统控制模块，指导换刀，实现高品质加工。

(3) 刀具多源数据管理共享。基于云平台的海量大数据存储、挖掘，实现刀具全生命周期数据的高效管理与状态追溯，具体管控环节包括刀具编码标识、刀具库存管理、排产调度、数据库更新以及云平台数据的交互共享。

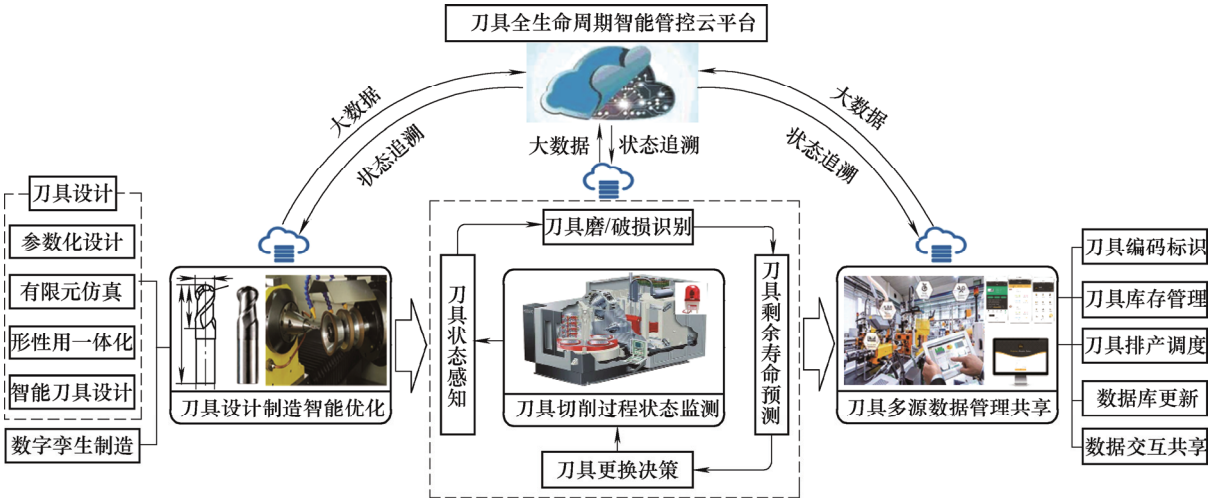


图 4　刀具全生命周期智能管控的关键技术

2　刀具设计制造智能优化

2.1　面向需求的刀具现代设计理论与方法

目前刀具设计思路主要以面向切削性能为主，从几何和物理两方面追求切削效率、刀具使用寿命以及工件加工质量的最优组合。随着刀具现代设计理论与方法的不断更新，刀具设计在满足性能、绿色、低耗的前提下，更趋向于精细化、柔性化、定制化、智能化。

2.1.1　刀具参数化设计

刀具参数化设计是通过建立用于表达刀具几何特征的数学模型，借助三维建模软件，设计出合理有效的刃型结构，以满足不同加工场景的需求。

LIU 等[6]针对航空航天、汽车模具等领域内的小曲率曲面加工，设计了一种新型椭球头铣刀，如图 5 所示。基于微分几何原理建立切削刃曲线方程，并通过 Matlab 仿真验证了数学模型的准确性，为新型刀具的精准设计提供了理论依据。

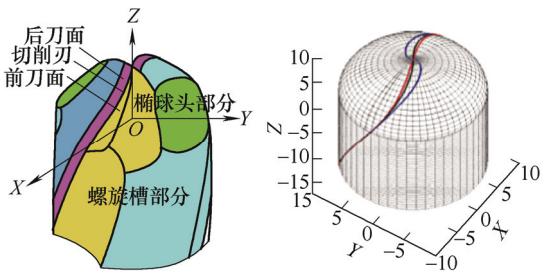


图 5　椭球头铣刀参数化设计

岳彩旭等[7]从回转刀具几何特征和螺旋线成形原理出发，建立了环形铣刀等螺旋角连续刃口数学模型，可精确表达周刃曲线与圆角曲线的几何特征。在铣削淬硬钢模具时，所设计的环形铣刀比球头铣刀和平头端铣刀具有更好的加工精度、表面质量和切削效率。

陈涛等[8]为了改善 PCBN 刀具的切削性能，提出渐变倒棱切削刃口结构，建立了刀具刃线数学模型并进行数值模拟。与定值倒棱刀具相比，所设计的刃口能有效减轻切屑的干涉，进而降低切削阻力和切削温度。

苏翔[9]基于分层定制式设计理念，提出了不同工艺条件下的复杂型线铣刀数字化设计方法。设计过程中考虑了圆锥铣刀实际应用中的失效状态，通过分析铣刀的几何结构和运动状态，采用微元法推导建立了圆锥螺旋线方程，并最终实现对粗铣刀、半精铣刀和精铣刀的分类设计，如图 6 所示。

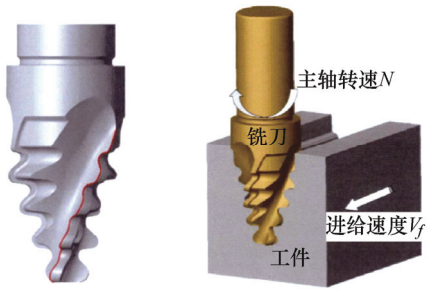


图 6　复杂型线铣刀建模及运动仿真

从以上研究可以看出，良好的刃型结构是保证切削质量的前提，刀具参数化设计的关键在于建立精准的数学模型。利用高效的三维建模与数值计算能够极大提高设计效率，在现有成熟的商用软件基础上进行二次开发，可以在刀具设计过程中充分利用现有资源，有助于设计者的推理和决策。此外，目前流行的 Triz 理论、虚拟现实(Virtual reality，VR)、增强现实(Augmented reality，AR)和大数据等技术也会促使刀具设计更加便捷、智能。

2.1.2 基于有限元仿真的刀具优化设计

为了实现刀具几何结构和切削性能方面的优化设计，基于有限元的切削仿真技术在刀具研发中发挥重要作用。由于切削过程工况复杂，切削力、切削热、工件变形、刀具磨损以及残余应力等是刀具研发中普遍关注的问题。传统的解析法和大量切削试验不仅耗时耗力，也增加了研发成本。利用有限元软件模拟切削加工过程，有助于刀具几何参数优化、刀具材料和工艺参数的合理选择、切削机理分析以及磨损趋势预测等，以下为国内外学者的相关研究成果。

ABELE 等[10]提出了一种基于整体仿真的麻花钻设计与几何参数优化方法，通过有限元模型计算出钻头的强度、刚度和转矩等，并采用元启发式优化算法实现多目标几何优化，提升了刀具性能。LI 等[11]建立了硬质合金立铣刀三维有限元模型，以切削力低、切削温度低为目标，对铣刀结构和刃口几何参数进行优化，最终确定了铣削钛合金时使用直径 20 mm 整体立铣刀的最佳参数，如图 7 所示。

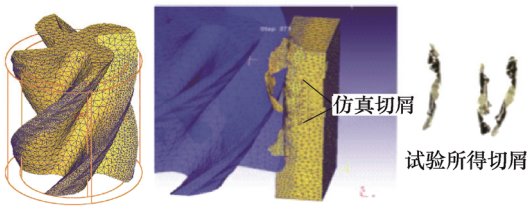


图 7 立铣刀有限元模型及切削过程仿真

KUMAR 等[12]通过模拟立铣刀铣削钛合金时的切削力、应力应变、刀具磨损和温度，将有限元仿真结果与理论值对比，实现了不同尺寸刀具的优化设计。WANG 等[13]建立了考虑刀具不同磨损机制的有限元模型，并成功预测了在任意切削条件下刀具磨损的深度和宽度，仿真得到的表面形貌与试验结果吻合较好。DAI 等[14]在刀具有限元建模时考虑了刃口尺寸效应和边缘效应对切削力的影响，通过模拟不同倒角和圆角的刀具切削过程，有助于切削刃几何结构优化，如图 8 所示。

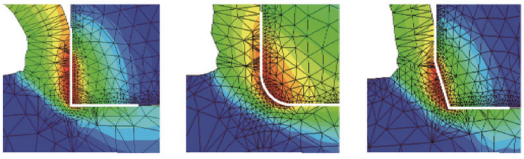


图 8 基于有限元仿真的刀具几何结构优化

有限元仿真技术能够有效地反映切削加工本质，对实际生产具有一定的理论指导作用。目前通过 ABAQUS、ADVANTEDGE、DEFORM 等软件，对刀具几何优化和常规切削过程的仿真已相对成熟，但是在刀具磨损、残余应力和有切削液作用下的切削仿真方面有待进一步提高。此外，随着新工艺、新材料的不断涌现，激光辅助切削仿真、超声振动仿真、3D 打印后材料的切削仿真技术也将成为未来研究的热点。

2.1.3 刀具“形-性-用”一体化设计

在刀具设计过程中，除了考虑几何形状对加工质量的影响，还要兼顾切削参数对刀具性能的影响以及刀具设计与应用间的关联性。为了实现上述目标，ZHAO 等[15]针对刀具性能的时变特性，建立了球头铣刀磨损分析模型，模型中包含时间变量、刀具设计参数和铣削参数，对于面向刀具使用性能的智能设计具有一定的参考价值。

刘献礼等[16]提出了刀具“形-性-用”一体化设计方法，以加工需求为驱动，研究切削过程中切削力特征、切削层作用机理、切削刃强度理论、几何约束作用、高温下材料摩擦和化学作用等问题。在刀具形状方面做到刃口、刃形、刀片前刀面槽型等的精准设计；在刀具切削性能设计方面做到合理对应使用需求，力、热、排屑等方面与刀具形状匹配；在刀具应用方面，基于刀具状态监测及数据实时分析技术，快速获取客户需求，提高刀具应用过程数据实时动态反馈设计阶段的能力。图 9 为“形-性-用”一体化设计方法流程图，通过各模块的交互作用，实现刀具形状、性能及使用设计的集成。

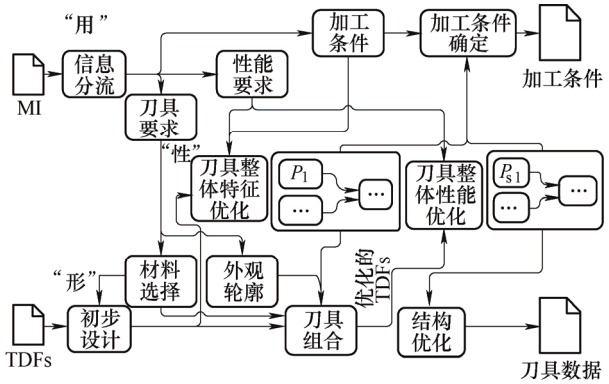


图 9 刀具“形-性-用”一体化设计方法

JI 等[17]利用“形-性-用”一体化设计方法，建立了整体硬质合金球头铣刀设计系统架构，包括数据层、逻辑层和用户层，并基于遗传算法开发了刀具设计软件平台，为提高刀具设计准确性、灵活性和适应性提供一种有效途径。

在刀具高度定制化、网络协同的智能制造模式下，越来越多的智能设计方法不断涌现，其共同特点是以设计方法学为指导、以人工智能技术为实现

手段、面向集成化智能化、拥有强大的人机交互功能。刀具的智能设计应站在用户的角度，更加贴近用户的实际需求和应用场景。此外，如何高效、准确、及时地挖掘市场需求并快速响应，使刀具设计针对用户实现线上线下(O2O)服务对于刀具全生命周期管控具有重要意义。

2.1.4　智能刀具设计

智能刀具设计理念来源于用户在刀具使用环节对状态感知、实时数据监测的需求，考虑到个别商业传感器的体积、成本、安装条件等限制性因素，设计者将高端芯片、微型传感器、软件系统等“嵌入”到刀具中，使刀具本身具有自主感知、动态存储和实时交互能力。近年来，在智能制造背景的推动下，智能刀具设计引起了国内外学者的广泛关注。

CHENG 等在文献[18]中综述了智能刀具的设计方法、实现途径及应用前景。SHU 等[19]基于绿色制造理念设计了一种内冷式智能刀具，其主要思想是在刀具内部靠近刀尖处建立微冷却闭环通道，通过冷却液的循环流动带走切削过程产生的热量，同时，利用热电偶实时测量入口和出口的温度，从而估算出刀尖的温度。图 10 为智能刀具的结构示意图以及热分析的边界条件。CFD 仿真结果表明，所设计的智能刀具不仅能有效地降低温度，还可以实时感知刀具的异常温升，对刀具磨损进行自适应控制。

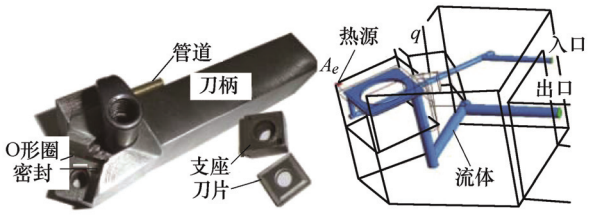


图 10　内冷式智能刀具设计

WANG 等[20]设计了一种基于应变式表面声波(Surface acoustic wave，SAW)的智能刀具，能够在线测量切削力和进给力。图 11 为切削速度 v=80 m/min，进给量 f=0.15 mm/r，切削深度 a_p=0.2 mm 的干式车削条件下，Kistler 测力计和智能刀具所测得的切削力对比图，试验结果表明，二者具有良好的一致性。

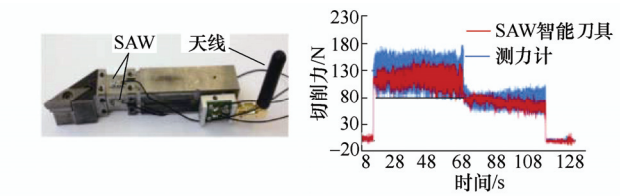


图 11　基于 SAW 的智能刀具设计及测量效果

XIAO 等[21]设计了一种基于压电薄膜传感器的自感知智能刀具，通过对切削力的实时监测可以为自适应智能加工提供有价值的数据。为了验证设计方案的可行性，建立了智能刀具有限元模型，并进行结构力学和压电耦合分析。仿真结果表明，在机械载荷作用下，所设计的智能刀具满足固有频率、刚度、灵敏度等方面的要求。

综上所述，智能刀具充分体现了刀具执行与感知功能的集成思想，在未来的智能制造市场具有巨大潜力。智能刀具的设计涉及机械结构、传感器电路、嵌入式算法开发以及多物理仿真的集成与优化，对软硬件要求很高。随着物联网、射频识别、蓝牙传输等信息传感技术的发展，智能刀具的适用范围将进一步扩大。但是，受刀具自身复杂程度、体积、质量、刚度等因素的限制，目前智能刀具的研发主要集中在车刀类，在铣刀等复杂刀具上的应用有待进一步研究。

2.2　基于数字孪生的刀具制造过程优化

刀具制造过程涉及粉末烧结、磨制、涂层处理等多工序的连续生产，每道工序的工艺参数和质量指标必须在可控范围内。目前大多数企业对刀具制造质量的管控手段主要通过“事后”的人工检测，最终导致不少废品的出现。归根到底，是缺乏对生产资源、生产设备、生产过程的敏捷、高效、精准管控。如何实现制造过程中各环节质量的实时监测与动态优化是保证刀具高品质生产的关键，也是刀具全生命周期管控中的重要一环。

数字孪生技术的出现为解决上述问题提供了新的理念和思路，以数字化方式建立虚拟模型，通过虚实映射、数据融合、迭代优化等手段，实现物理空间和数字空间的交互融合，图 12 展示了数字孪生驱动下的刀具制造过程迭代优化基本原理。

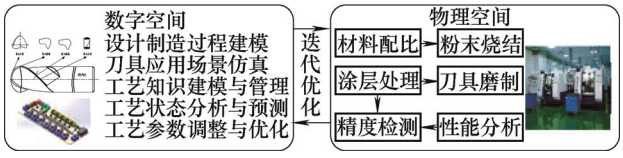


图 12　数字孪生驱动的刀具设计制造迭代优化

数字孪生的概念自 2003 年美国密歇根大学 GRIEVES[22]首次提出以来，便引起了国内外学者的高度重视，并陆续开展了一系列研究。

在理论研究和模型表达方面，陶飞等[23]定义了数字孪生车间的概念，并提出数字孪生五维结构模型与准则，文献[24]综述了数字孪生技术在工业领域的最新进展，内容包括数字孪生建模、数据融合、

交互与协作等，为未来的研究和应用指明了方向。易扬等[25]提出数字孪生的非理想表面模型几何表达与映射生成方法，对提升产品在虚实空间的深度融合具有一定的借鉴和指导意义。

在应用研究方面，BOTKINA 等[26]研究了刀具数字孪生的数据结构、信息流通、数据管理以及如何应用于实际生产，提出了一种自动采集标准化数据并不断调整的信息模型，能够准确反映刀具的性能，适用于高精度加工模拟、控制与分析，最终使生产过程持续改进。TONG 等[27]搭建了智能机床数字孪生总体框架，如图 13 所示，重点研究了基于实时加工数据的数字孪生建模与反馈优化技术。通过机床可视化监控和刀具路径分析两个应用案例，充分验证了所建立的数字孪生模型在加工工艺优化方面的优越性，机器测试和策略规划所需的时间明显减少。

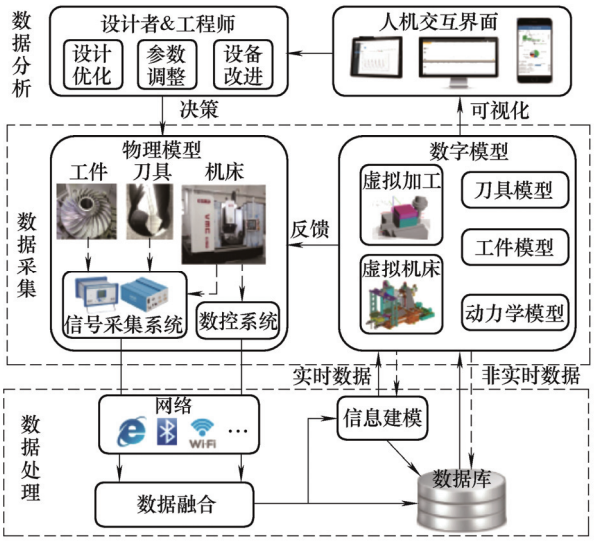


图 13 智能机床数字孪生的总体架构

孙惠斌等[28]提出面向切削过程的刀具数字孪生模型，可提高刀具状态管理的智能性、主动性和预测性。朱宇等[29]探索了数字孪生技术在航空发动机制造工艺中的应用，以叶轮的制造工艺过程为例，阐述了具体方案和关键技术，如图 14 所示。

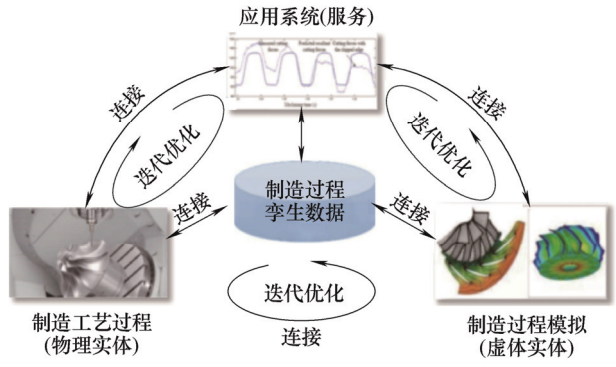


图 14 叶轮制造工艺过程的数字孪生应用模型

以上研究表明，数字孪生技术在生产制造领域已经开始发挥重要作用，并成为研究热点，如智能机床、切削过程改进、刀具管理等方向。但是目前该技术仍处于发展的初期阶段，相应理论仍需完善，成熟的技术研究成果较少。

刀具制造过程的数字孪生涉及建模仿真、信号采集与融合、大数据分析与可视化、网络通信、自适应控制等多学科关键技术，其核心是通过数据的迭代优化实现闭环控制，因此，要充分利用仿真和制造过程中产生的海量数据并进行挖掘。另一方面，应注意数据传输网络的安全性、稳定性和可靠性。

3 刀具切削过程状态监测

刀具作为机床的“牙齿”，是切削过程中最活跃、状态变化最多的要素。受工件材料、刀具几何、切削条件等因素的影响，刀具的磨损和破损具有非线性、时变性特点，并伴随复杂的物理现象。严重的刀具磨损直接影响工件的表面质量和尺寸精度，刀具破损可能导致工件报废，甚至破坏机床引发事故。有效的刀具状态监测对于高品质加工、保证生产顺利进行具有重要意义，也是实现刀具全生命周期智能管控的关键一环。随着现代传感技术和人工智能的发展，刀具状态监测已经形成比较完整的结构体系，主要流程包括信号采集、特征提取和智能决策，如图 15 所示。

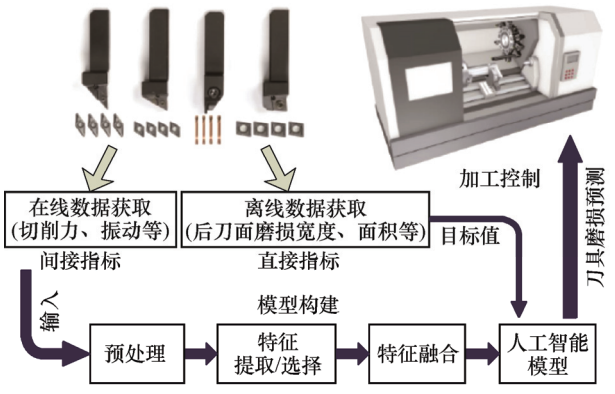


图 15 刀具状态监测基本流程

根据监测任务不同，刀具状态监测可以分为识别和预测两类问题。识别属于定性分析，即辨识出刀具当前的磨损程度以及是否发生破损，本质上是一个分类问题，而预测是基于当前观测数据得到未来的刀具磨损趋势。随着刀具性能的退化，到达预警界限时触发剩余寿命预测，并在不同时刻得到相应的预测结果，以便灵活地采取磨损补偿或换刀决

策，如图 16 所示。

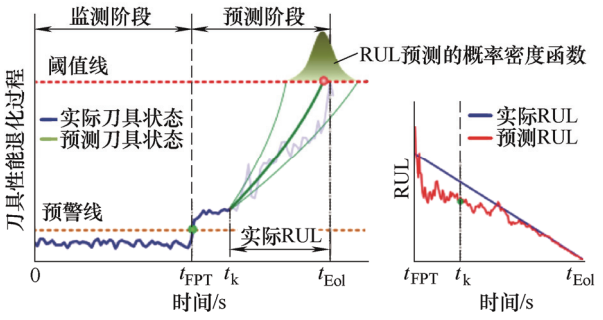


图 16　刀具状态监测及剩余寿命(RUL)预测

以下分别从刀具状态感知与融合、刀具磨破损状态识别、刀具剩余寿命预测和刀具更换决策方法四个方面进行综述。

3.1　刀具状态感知与融合

切削过程会伴随产生大量的刀具状态信息，可以通过直接法和间接法两种方式进行采集。直接法主要依靠光学设备和机器视觉系统直接检测刀刃磨损区域的形貌变化，如放射线法、电阻法、机器视觉法等，这些方法虽然精度高，但无法保证实时性，并且易受到照明条件、切削液和切屑干扰等因素影响。间接法是通过监测与刀具状态密切相关的力、热、振动、声音等物理信号，间接推断刀具磨损程度。与直接法相比，间接法具有更好的灵活性和实用性，被广泛应用于实际工业环境中的刀具状态监测，图 17 为切削过程监测常用的传感设备。

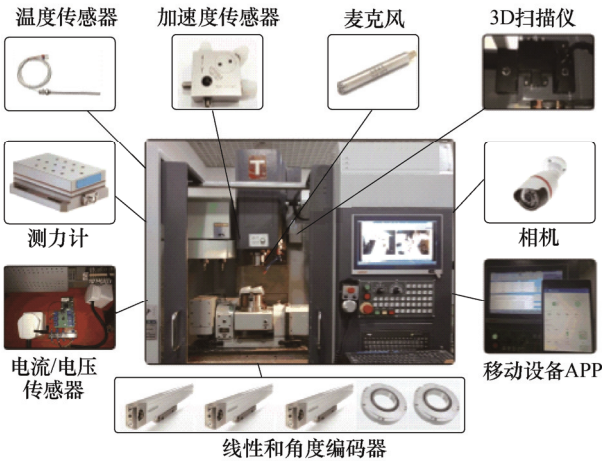


图 17　刀具切削过程监测常用的传感设备

近年来，国内外学者们针对车削、铣削、钻削等不同切削方式的刀具状态监测问题进行了大量研究，分别采用不同的传感器配置方案进行信号采集。图 18 统计了 2010—2019 年所发表的 150 篇相关文献中，各传感器信号的使用情况分布。

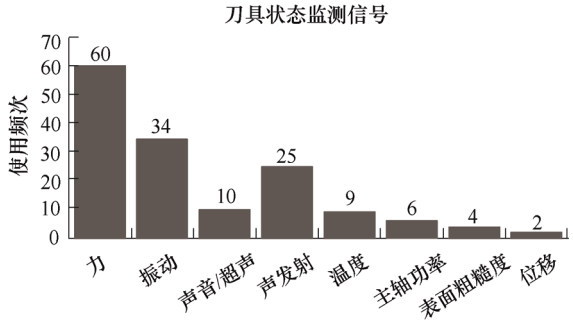


图 18　刀具状态监测不同信号的使用情况分布

从调研结果来看，切削力、振动和声发射是最常用的三种信号。相关研究表明，切削力对刀具磨损的变化非常敏感，被认为是最稳定可靠的信号；振动信号的高频分量中含有大量与刀具磨损相关的信息，但易受到工艺系统波动的影响；声发射信号抗干扰能力强，能够有效避开低频段的噪声污染，但信号特征的提取有一定难度。此外，主轴电流和功率、切削声音、刀尖温度、工件表面粗糙度等信息也在刀具状态监测中发挥重要作用。

考虑不同传感器信号在实际应用中的特点以及切削过程的复杂性，多传感器信号融合成为目前流行的监测方法，国内外学者在传感器配置、信号处理和特征融合等方面进行了深入研究。

CAGGIANO[30]在钛合金车削试验中采集了切削力、振动和声发射信号，并通过皮尔逊相关系数和主成分分析进行特征融合，显著提高了刀具磨损预测精度和效率。LIU 等[31]为了实现 Ti-6Al-4V 铣削过程刀具状态监测，采集了不同方向的切削力和振动信号，分别从时域、频域、时频域提取并融合相关特征用于刀具磨损状态的识别，取得了良好的监测效果，试验方案如图 19 所示。

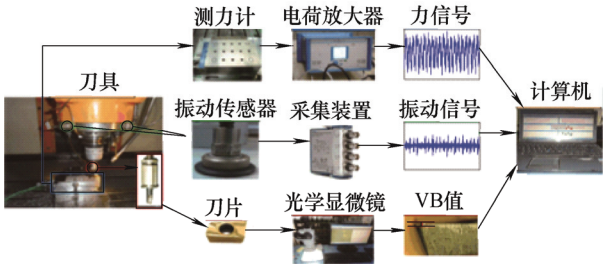


图 19　不同种类信号采集与融合

KOTHURU 等[32]将多个麦克风用于铣削过程中声信号的采集，能有效监测刀具的磨损状态，图 20 为信号采集方案。其主要挑战是如何将传感器定位在准确可靠的位置使得采集效果更好，同时，还研究了预测精度随传感器数量的变化关系。

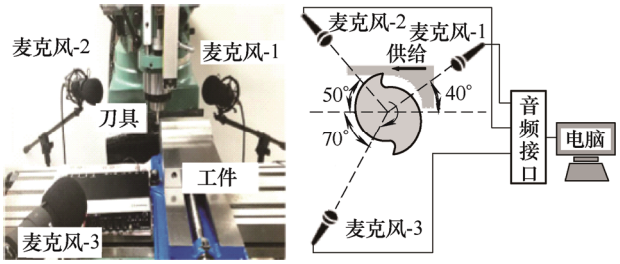


图 20 多个声信号采集试验方案

WU 等[33]提出了一种基于自适应神经模糊推理系统(Adaptive neural-based fuzzy inference system，ANFIS)的多传感器信号融合方案。采用集成经验模态分解(Ensemble empirical mode decomposition，EEMD)对六种不同传感器的原始信号进行预处理，通过相关性分析、单调性分析和残差分析得到最优特征集。BENKEDJOUH 等[34]为了提高特征提取的准确性，采用连续小波变换和盲源分离的信号处理方法。通过从混合信号中分离出原始信号源，可以有效避免信号间的干扰和噪声污染，提高刀具磨破损状态辨识的准确度，如图 21 所示。

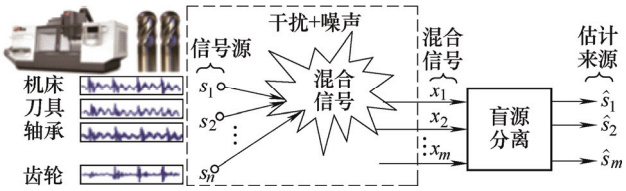


图 21 多源信号盲源分离模型

综上所述，多传感器信号融合能提供更可靠、更全面的刀具状态信息，但传感器的种类和数量不宜过多。一方面会对切削过程产生一定干扰，使用和维护成本相应增加；另一方面，多传感器信号增加了数据维度，大量冗余信息不利于特征提取，影响模型预测精度。例如，GHOSH 等[35]将切削力、声音、振动、电流和声发射五种类型传感器同时用于刀具磨损在线监测，但是经研究发现，仅融合切削力和主轴电流两种信号的监测效果优于五种信号的融合。因此，如何实现传感器种类、数量以及安装位置、采样频率等因素的最优配置，并从海量的高维数据中提取出表征刀具状态信息的最优特征子集是亟待解决的问题。应充分考虑离散制造过程中不同的生产模式与加工工艺特点，结合信号与图像对刀具状态进行综合获取。此外，多源异构信号的统一表达模型、基于深度学习的高维信号处理方法、与云数据实时交互的特征智能融合策略也值得进一步研究。

3.2 刀具磨破损状态识别

刀具磨破损状态识别是基于切削过程中感知的物理信号，对刀具当前的磨损程度以及是否发生破损进行及时准确的判断。

3.2.1 刀具磨损识别

刀具磨损是一个逐渐演化的物理过程，根据磨损量随时间变化曲线，通常将刀具磨损状态划分为初始磨损、正常磨损和严重磨损，以后刀面平均磨损宽度为主要测量指标。目前刀具磨损识别方面的研究主要基于机器视觉和传感器信号两种途径。

(1) 基于机器视觉的刀具磨损识别。机器视觉对刀具磨损的识别过程是从原始图像采集开始，经过图像处理、特征提取和分析决策得到刀具磨损状态[36]。MIKOLAJCZYK 等[37]利用 CCD 视觉系统采集刀具磨损图像，并由磨损区域图像的像素数量确定后刀面磨损宽度。试验结果表明，该方法与光学测量结果的平均误差在 6.7%以内。

ZHU 等[38]针对刀具磨损图像噪声大、背景与目标边界模糊、灰度分布不均匀等问题，提出了基于形态成分分析(Morphological component analysis，MCA)的区域生长模型。将原始图像分解为目标刀具图像、背景图像和噪声图像，并对目标刀具图像进行缺陷检测和磨损区域提取，有效解决了图像区域轮廓表示不规则性问题，如图 22、23 所示。在此基础上，精确估计了磨损区域的面积，与刀具磨损宽度相比，这一指标能够更全面地反映刀具磨损状态。

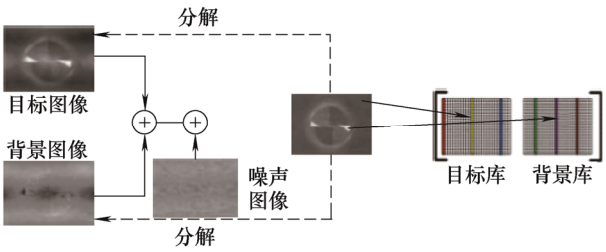


图 22 铣刀图像的 MCA 分解模型

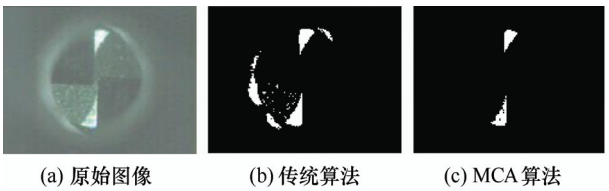


图 23 铣刀磨损区域提取效果对比

DORIANA 等[39]开发一种基于 DNA 运算的模式识别算法(DNA-based computing，DBC)，用于识别海量刀具磨损图像之间的相似性和差异性，算法

原理如图 24 所示。通过相似性检测，可以排除冗余的磨损图像，为神经网络的训练减少不必要的时间消耗。

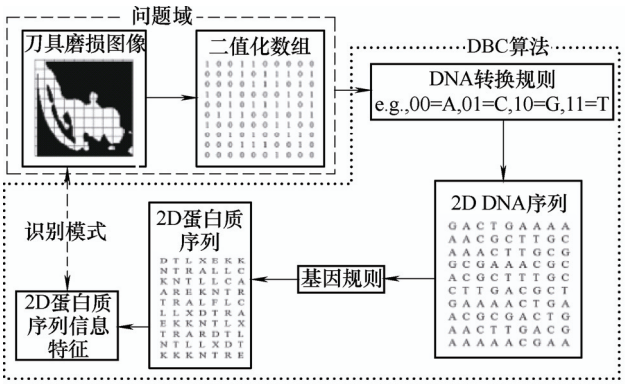


图 24　基于 DBC 算法的刀具磨损图像模式识别

由于被加工表面质量直接受刀具磨损程度的影响，通过分析工件表面图像也可以间接得到刀具磨损状态的信息。例如，DUTTA 等[40]利用光学显微镜分析加工后的工件表面图像，通过灰度共生矩阵和偏最小二乘统计方法进行纹理特征提取，研究发现，对比度、均匀性、能量和熵等特征均与刀具磨损值有良好的相关性。BHAT 等[41]提取车削加工表面图像特征，结合支持向量机间接实现了对刀具磨损三种状态的识别。

LI 等[42]同步采集了刀具磨损图像和对应的工件表面图像，利用自适应马尔可夫随机场算法对刀具磨损图像进行实时分割，计算后刀面磨损值；同时从工件纹理的灰度共生矩阵中提取熵值，最后综合两种信息评估刀具磨损情况，与单一特征相比具有更高的准确性和鲁棒性。

以上研究成果表明，基于机器视觉技术的刀具磨损监测在理想条件下具有很高的识别精度，但前提是必须获取高质量的图像。如何增强实时图像捕捉能力对于采集系统(包括 LED 光源、高速 CCD 相机和光学传感器等)提出了更高的要求。另外，要充分利用图像预处理、边缘检测、形态学分析以及纹理特征提取等技术，提高图像识别效率和准确率，例如，高斯滤波、光照补偿在图像预处理中具有良好的效果，Canny 边缘检测可以细化图像边缘等。受实际生产条件的限制，目前机器视觉技术仅适应于实验室环境下的监测问题，未来的研究应致力于面向现代自动化生产过程的应用推广，开发一种用于实时监测刀具状态的机器视觉系统，并提高系统的鲁棒性和自适应性。

(2) 基于传感器信号的刀具磨损识别。该方法的基本思路是从传感器信号中提取时域、频域、时频域等相关特征，建立信号特征与刀具磨损状态之间的非线性映射关系，从而实现对不同磨损状态的分类。人工智能技术的发展为精准识别提供了有效保障，最常用的监测模型包括人工神经网络(Artificial neural network，ANN)、支持向量机(Support vector machine，SVM)和模糊推理系统(Fuzzy inference system，FIS)等。为了追求更高的识别精度和效率，国内外学者在信号处理算法、监测模型开发等方面进行不断探索与研究。

ANTIC 等[43]将振动信号的短时离散傅里叶变换谱作为二维图像，通过提取纹理特征并在不同分类器下进行训练，刀具磨损状态的识别率高于传统的时域、频域和时频域特征提取。MART-ARELLANO 等[44]提出了一种基于信号时间序列成像和深度学习的刀具磨损分类方法，原理如图 25 所示。成像过程直接对原始信号进行编码重构，在不丢失信息的同时省去了信号预处理和滤波。深度学习过程采用卷积神经网络自动感知并提取图像特征，能够达到 90%以上的平均分类精度。

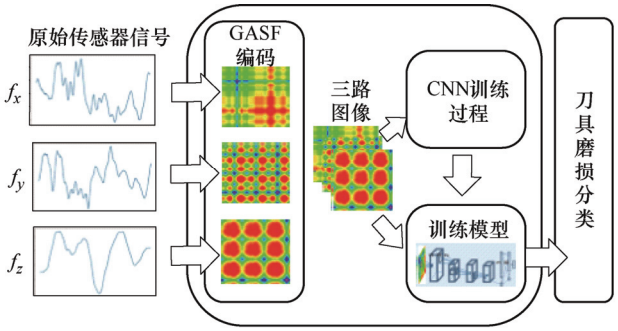


图 25　基于信号成像和深度学习的刀具磨损分类

WANG 等[45]提出了一种基于混合学习的高斯 ARTMAP 网络，对铣刀四种状态(新刀、轻度磨损、中度磨损和严重磨损)进行识别。该模型在原有知识基础上在线学习新知识，并且获得很高的分类精度。此外，文献[46]基于最近邻规则对 *C* 支持向量机进行改进，并结合局部保持投影算法实现刀具磨损状态的分类，在不牺牲分类精度的前提下实现分类器的快速训练。文献[47]中采用异构集成学习模型，将 SVM、隐马尔可夫模型(Hidden markov model，HMM)和径向基函数 (Radial basis function，RBF)作为基础分类器，通过叠加融合策略对这些分类器的输出进行集成，得到最终刀具状态分类，试验结果表明，集成学习分类器的识别率是最高的。KANNATEY-ASIBU 等[48]将权重因子的投票惩罚引入四种分类器(HMM、贝叶斯、高斯混合模型、*K* 均值聚类)的决策融合，刀具状态识别率提升至

99.7%。

此外，为了满足不同生产模式和加工工艺下的监测需求，LIU 等[49]将切削力信号的特征量与工件几何信息、工艺信息相关联，建立输入向量，采用 K-Means 聚类算法对刀具状态进行自动分类，如图 26 所示。试验结果表明，该方法的识别精度可达 95%以上，有效解决了单件小批量生产时的刀具状态识别问题。

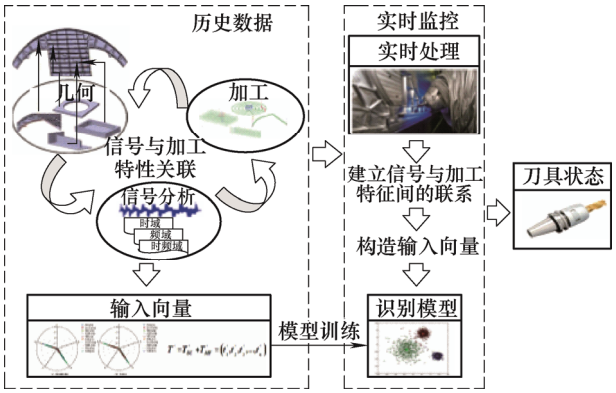


图 26 考虑加工特征的刀具状态在线识别

ZHU 等[50]将刀具状态与切削力的波形变化直接联系起来，根据波形奇异性的概率密度评估刀具状态，大大缩减了特征提取与分类器设计的时间消耗，在多目标刀具磨损评估方面均取得了满意的效果。该方法的优势在于具有良好的噪声鲁棒性，适用于不同工况，并且可推广到车削、钻削等其他类型的加工。

目前绝大多数算法和模型只是在实验室条件下进行的小样本验证，切削过程中很多未知的因素和故障都会影响模型的精度和稳定性。监测模型所需的数据有限，主要依赖少量的切削试验，其泛化能力有待提高。除了常规的信号处理手段，还要深入研究信号与刀具状态之间的内在映射关系，真正提高监测模型在工业现场应用的准确性和鲁棒性。

3.2.2 刀具破损识别

刀具破损通常表现为切削刃微崩、刀片表层剥落、热裂纹、切削部位的塑性变形甚至断裂。与磨损不同，刀具破损的发生具有一定随机性和偶然性，监测信号行为的异常变化，尽早发觉破损征兆，对于刀具的及时更换、降低风险至关重要。刀具破损识别方式多种多样，可以通过检测装置的触头与刀具间的机械接触，或者非接触式的激光束判断刀具是否出现破损或断刀。考虑现场操作和实时性的要求，切削过程的物理信号仍然是主要的监测途径。

RAMIREZ-NUNEZ 等[51]采用红外热成像智能传感器对铣削过程的温度敏感区域进行实时感知和分析，如图 27 所示，以温度梯度作为判断刀具是否发生破损的标准。该方法的优势在于即使有冷却剂的存在，也可以检测到加工过程中的刀具破损，并适用于其他类型的加工场景。

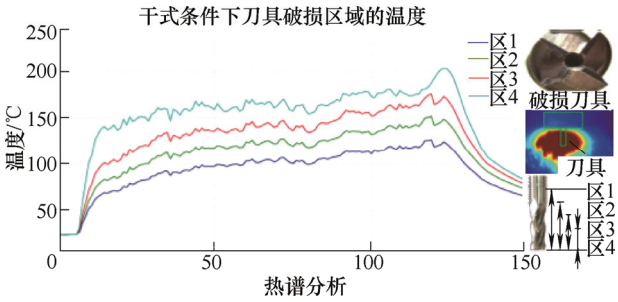


图 27 基于切削温度的铣削过程刀具破损监测

RATAVA 等[52]建立了基于切削深度、进给速度和刀具位移的刀具破损监测模型，采用加速度传感器信号估算刀具挠度，并与主切削力建立联系。通过所建立的模型可以检测断续切削刀具边缘的剥落和小裂纹，虽然总体识别精度有限，但仍可以作为刀具失效的参考和依据。

AKBARI 等[53]提出了一种基于主轴电流谐波畸变分析的刀具破损检测方法，研究表明，刀具破损时信号峰值和方均根值迅速增大。HEINEMANN 等[54]利用钻削深孔时主轴功率和声发射信号的方均根特征来监测刀具破损，并且只监测刀具钻削过程中转矩最大变化的部分，如图 28 所示。在被监测的 24 个钻头中，只有 1 例未能检测到刀具破损。

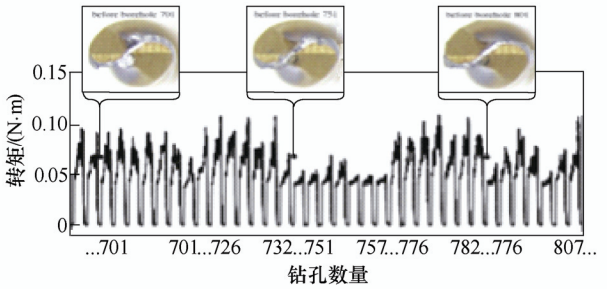


图 28 基于主轴转矩变化的麻花钻破损监测

以上研究分别从切削温度、主轴电流和转矩等不同角度监测刀具破损，在一定程度上能有效避免断刀现象。由于刀具破损监测是通过二分类模式进行，结果只有正常和破损两种状态，因此要设定合理的阈值，尽量避免误报或漏报；另一方面，要加强对刀具破损原因的追溯，以便在刀具材料性能和机床切削参数等方面的持续改进。

综上所述，无论是刀具磨损识别还是破损检测，均是对刀具当前状态的诊断，主要思路是以刀具磨破损程度作为分类标准，以此来构造一个基于人工

智能的刀具状态分类器，得到离散的分类结果。但在实际监测过程中，简单的分类并不能提供从一种状态过渡到另一种状态的准确跟踪与描述，为满足不同零件的加工质量和精度要求，往往希望获得连续的刀具磨损值，甚至预测刀具剩余寿命，使决策更加灵活。

3.3　刀具剩余寿命预测

在刀具状态监测过程中，如何将将当前的磨损状态与未来的预防性维护建立联系，关键在于刀具磨损值和刀具剩余寿命的在线预测。传统的刀具寿命预测主要依靠现场加工经验的主观判断(如切削声音、切屑颜色)、切削时间的简单累加或者两把刀退化过程的相似性，这些方法显然无法保证预测精度。目前最理想的预测方法主要有两种：基于模型驱动的预测和基于数据驱动的预测。

3.3.1　基于模型驱动的预测

通过建立物理或数学模型来描述刀具磨损演化机制，并利用观测数据在线更新模型参数得到预测结果。模型的建立往往依赖于专家知识和经验公式，需要对刀具磨损机理有深入的理解。以下是国内外学者利用物理模型、随机过程模型和统计模型进行刀具磨损及剩余寿命预测的相关研究。

在物理模型预测方面，ZHU 等[55]通过推导建立一个具有可调系数的通用磨损模型，实现了高速球头铣刀磨损量和剩余寿命的在线预测。模型的建立综合考虑了刀具不同磨损阶段的性质，用临界时间将整个刀具使用寿命划分为三个时期，模型预测结果与试验数据相比误差小于 1.46%，如图 29 所示。

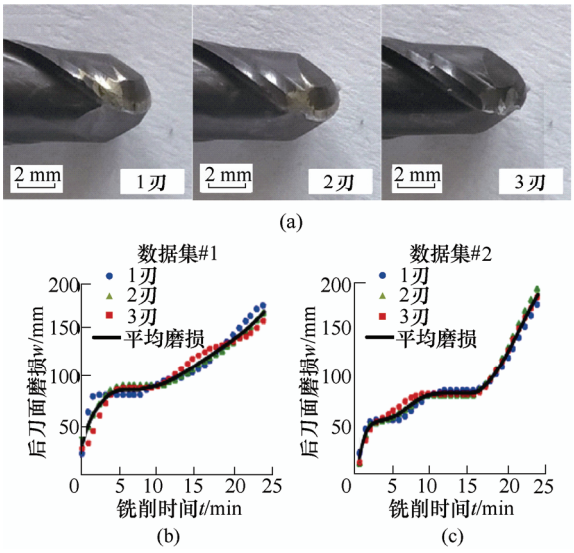


图 29　铣刀磨损预测结果对比

在随机过程模型预测方面，KONG 等[56]建立了高斯过程回归(Gaussian process regression，GPR)模型对刀具后刀面磨损进行实时预测，在预测精度上明显优于 ANN 和 SVM，并给出了预测结果的置信区间，为刀具磨损预测的不确定性分析提供了新思路。大量试验结果表明，所建立的模型在多种切削条件下均具有较强的鲁棒性。GERAMIFARD 等[57]提出一种物理分段的隐马尔可夫模型，不仅可以描述刀具磨损量与隐藏状态之间的关系，还能连续输出刀具磨损值。为了研究刀具磨损的动态演化，YU 等[58]建立了加权隐马尔科夫模型(图 30)，以相邻采样间隔的磨损率确定刀具磨损累积状态，得到准确的磨损值和剩余寿命，模型在预测精度和速度上均有良好表现。

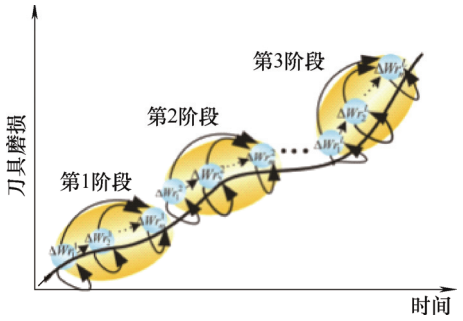


图 30　基于加权 HMM 模型的刀具磨损演化过程

在统计模型预测方面，ARAMESH 等[59]采用生存分析法建立了带有威布尔分布基线的比例风险模型，用于预测不同切削条件下刀具磨损的演化过程，试验结果表明，该模型能很好地预测刀具寿命以及磨损状态变化的临界点。YU[60]建立了基于惩罚和流形正则化的逻辑回归模型，根据刀具健康指标(逻辑概率)在线预测刀具剩余寿命，并通过试验验证了该方法的有效性。

模型驱动的刀具剩余寿命预测对建模的准确性、可靠性要求很高，模型的建立除了在宏观和微观上对刀具磨损演化规律有深刻理解，还要考虑以下问题：① 刀具破损的随机性对模型精度产生的影响；② 由于不同批次刀具材料的物理和机械性差异，导致刀具个体间的磨损数据有相当大的变异性；③ 不同切削环境下预测模型的兼容性。

3.3.2　基于数据驱动的预测

数据驱动的刀具寿命预测原理是利用机器学习技术从采集到的原始数据中得到刀具退化过程的趋势，通过预测结果的误差反馈更新模型的参数或权值，包括模型的训练和测试两个阶段。这种方法不需要任何潜在的概率假设(如伽玛分布或正态分布)，对刀具磨损机理的理解要求不高，模型预测精度往往取决于样本数据的数量和质量。随着越来越多的机器学习和大数据算法不断涌现，例如模糊聚类、集成学习、增量学习、迁移学习、深度学习等，

为开发更有效的寿命预测模型提供了有力支撑。

JAVED 等[61]提出一种基于增量学习的刀具寿命预测模型如图 31 所示，并通过高速铣削过程的切削力数据验证了模型的有效性，该模型可在线更新参数，提高决策可信度，但是对于变工况条件下的预测性能有待进一步研究。

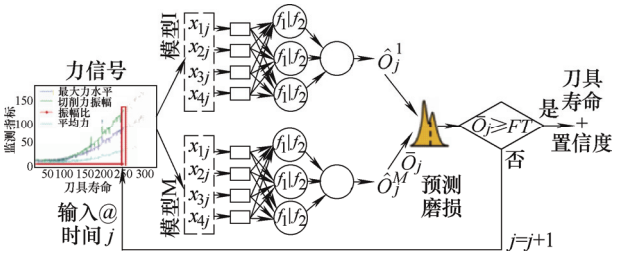


图 31 基于增量学习的刀具寿命预测模型

王强等[62]以长短时记忆网络为基础模型，提出一种刀具寿命动态预测方法，在变工况情况下自动更新模型参数，能显著提升刀具寿命预测精度。曹大理等[63]建立了基于卷积神经网络的刀具磨损在线监测模型，通过多层卷积、池化等步骤挖掘信号中的高维特征，在预测精度、拟合优度及泛化性能等方面均有一定程度的提高。

总体来看，模型驱动和数据驱动的寿命预测分别以归纳法和演绎法作为范式进行研究，各自存在一定的局限性，例如，物理模型的建立需要拟合的大量试验数据，统计模型脱离前提假设条件无法使用，传感器采集的数据质量受噪声影响严重等。为了更全面地利用信息，提高预测可信度，近年来，数据-模型混合驱动方法成为研究热点并取得很好的效果。例如，SUN 等[64]基于通过经验模态分解和 BP 神经网络的数据驱动模型对刀具磨损状态进行监测，并在 Wiener 过程基础上建立了刀具状态退化模型，准确地预测了刀具剩余寿命。HANACHI 等[65]提出基于数据-模型混合驱动的刀具磨损预测架构，原理如图 32 所示。当数据驱动的 ANFIS 模型不能满足监测性能要求时，通过状态概率分布函数更新粒子滤波的权值，与单独使用一种方法的预测效果相比，混合驱动方法的预测误差降低了近一半。

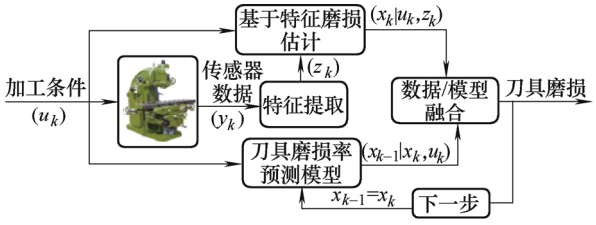


图 32 数据-模型融合驱动的刀具磨损预测

综上所述，在实际工业生产中，刀具剩余寿命的预测往往比诊断当前磨损状态更有意义，也更具有挑战性。现有的刀具寿命预测研究大多是在实验室环境进行的，并且预测模型是基于稳定的工况条件，虽然得到比较理想的预测结果，但缺少对工业复杂环境因素的考虑。针对不同生产场景(刀具、工艺、工件类型及批量)，如何提高寿命预测模型的准确性和泛化能力仍是亟待解决的难题，应在以下三个方面加强改进。

(1) 切削数据的采集与利用。缺乏大量实时加工数据和历史故障数据的积累严重限制了预测模型的开发，应大力发展先进的传感技术，例如，通过无线传感器网络实现安全可靠的数据采集，同时注意对切削过程中刀具磨破损数据的积累，对于模型的构建和验证具有重要意义。

(2) 评价指标的选取。合理的寿命预测应该充分利用多维特征信息的互补，确立一个综合评价指标。例如，LETOT 等[66]综合考虑了车削过程中反映刀具性能退化的四个指标：后刀面磨损量、机床功率消耗、振动信号阈值和刀具磨损演变，从而确定最安全可靠的刀具剩余寿命。

(3) 预测模型的开发。在数据量较少不足以建立统计或随机过程模型时，开发一个有效的物理模型是合理的选择。另外，面对刀具不同的失效形式和退化指标，单一的预测模型存在局限性，可以考虑建立一个多级模型，并在刀具磨损的不同阶段自适应调整模型参数。

3.4 刀具更换决策

当刀具性能退化到一定程度时，为保障工件质量和机床安全，必须及时更换刀具。在实际生产过程中常采用保守式换刀以避免出现崩刃等风险，然而，刀具更换过于频繁不仅造成资源浪费、机床生产效率下降，甚至会导致整条生产线的阻塞、中断。通过科学的刀具更换决策方法确定合理的换刀时机，有助于批量生产过程的降本提效。

常用的刀具更换决策方法一种是基于刀具预期寿命和固定加工工件数量，根据供应商提供的数据或加工经验设定适当的阈值，当加工时间或已加工件数超过阈值就进行周期性刀具更换；另一种方法是动态更换，综合考虑切削过程中刀具、工件、机床的实时状态，从而确定最佳换刀时机。

国内外学者针对刀具更换决策方法做了大量研究。PEARN 等[67]建立了工序能力指数(Process capability index，PCI)评估模型，利用 PCI 的下降幅度确定换刀时间。HSU 等[68]基于刀具可靠性分析，

提出一种考虑质量损失成本和刀具更换成本的周期性更换模型。DENG 等[69]结合刀具寿命的分布函数，在工艺能力的约束下优化了换刀周期，使得单位时间内刀具使用成本最小。JAIN 等[70]将刀具和工件的多个状态退化指标作为监测系统输入，由诊断模块评估刀具当前的健康状态进行剩余使用寿命的预测，具有良好的预防性换刀能力。曹乐等[71]分析了刀具预防性更换与故障性更换之间的差异，把刀具寿命的不确定性和刀具故障性更换时间作为刀具更换决策因素，设计了基于黄金分割法的最优刀具更换周期求解算法，并通过实例验证了算法的有效性。徐卫刚[72]深入分析了汽车变速箱齿轮生产线的工艺流程和生产特点，将刀具失效、工件质量和切削能耗作为换刀决策主要因素，通过周期性更换策略和动态更换策略实现刀具生产成本、生产率和能量效率的全面优化，如图 33 所示。

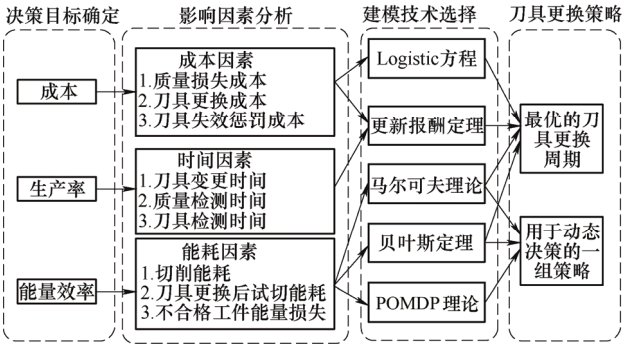


图 33　刀具更换决策研究框架

周期性刀具更换操作简单、成本低，动态更换对现场状态响应及时，效率高。刀具更换决策方法除了着眼于当前的刀具状态和加工表面质量，还应该从优化生产过程的长远角度考虑，尤其是单机刀具更换对其他机床乃至整条生产线的影响，减少批量生产过程中由于换刀问题产生的不合格工件数量，使得生产过程更加优质、高效。

4　刀具多源数据管理共享

智能制造必须拥抱大数据[73]。随着刀具制造商、供应商和应用企业对刀具数据的需求日益增进，加强对刀具数据的管理与共享是实现刀具全生命周期智能管控的必然要求。例如，德国瓦尔特公司通过刀具数据管理系统和在线图书馆可以精准聚焦客户采购偏好，只需“点击按钮”即可找到刀具[74]。国内外学者们在刀具数据管理领域的研究主要集中在刀具信息编码与标识、库存管理、排产调度、数据库建立以及多源数据交互共享。

4.1　刀具编码与标识

刀具在采购入库前，必需对其进行唯一性编码标识，便于信息管理和质量追溯。由于刀具种类繁多，目前还没有统一的编码准则，通常根据企业制造系统的复杂程度和信息管理的具体要求来制定，以图 34 所示的柔性编码方式为主，规则简单，可扩展性好。为了提高编码效率，还可以结合成组技术实现刀具自动编码。

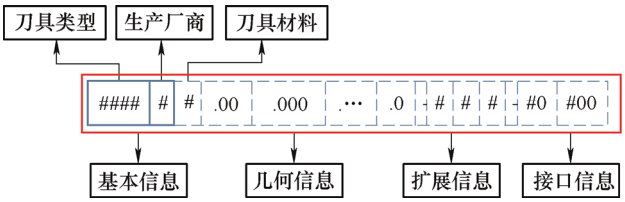


图 34　常用的刀具柔性编码规则

随着条码技术的成熟，大量二维码已逐步应用到刀具管理领域，为了获得稳定的条码质量和可读性，学者们对直接标识技术展开了大量研究。王苏安[75]将激光标刻与二维条码结合用于刀具的直接标识，分析了条码划伤、油污、标刻深度等因素对识别可靠性的影响。解志锋等[76]通过试验研究了电流、有效矢量步长等工艺参数对激光标刻质量的影响，为获得高质量条码提供了保障。

由于刀具金属表面具有反光性，容易出现局部高光现象。针对这一问题，房欣欣等[77]提出了五步重构模型并实现对高光区域的信息重构，识读率可达到 98%，具体流程如图 35 所示。

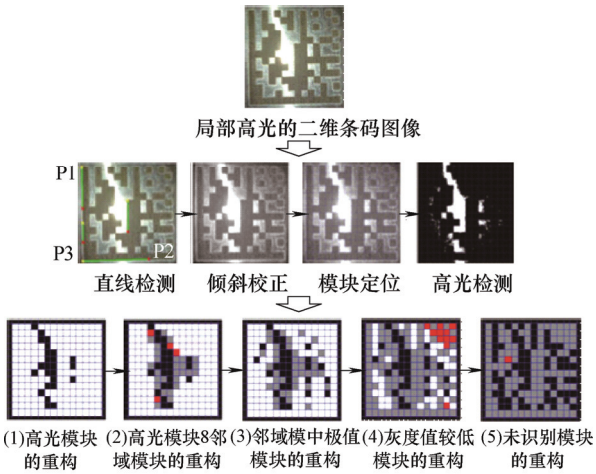


图 35　基于五步重构模型的条码高光区域信息重构

除了刀具自身的不利识别因素以外，刀具条码在流通过程中易受到光照不均、曲面畸变、锈蚀磨损等因素影响，增加刀具识别难度。LI 等[78]提出了一种考虑全局灰度范围、边缘灰度信息以及局部灰度变化的自适应阈值算法，使条码在光照不均、对

比度低的情况下依然有较高的识读率和可靠性。从图 36 中可以看出，自适应算法相比其他算法能够获得边界更加清晰的条码轮廓。

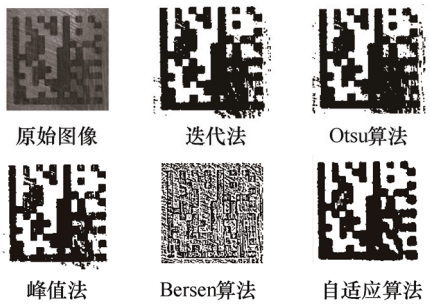


图 36 采用不同算法的条码识别效果对比

LEI 等[79]针对柱面上的条码畸变问题，提出了椭圆弧网格法用于失真图像的校正，将识读率提高到 98.7%。王佳婧[80]提出了一套复杂环境下的刀具识别方案，基于高光源头抑制算法、图像拼接算法和多信息决策融合理论，实现了刀具信息在车间流通中的准确读取与识别。

为了进一步扩展刀具实时制造数据和信息的捕获方法，以射频识别为代表的无线通信技术得到广泛的应用。通过 RFID 芯片和读写器，能够实现刀具信息的精确、实时、远距离采集跟踪。ZHANG 等[81]研究了将 RFID 芯片和读写器附加到相应制造资源上的配置方法。WANG 等[82]采用基于射频识别技术 RFID 的刀具管控方法，在刀具准备和使用两个阶段全程跟踪并监测刀具状态，可有效减少刀具库存和生产延迟，原理如图 37 所示。

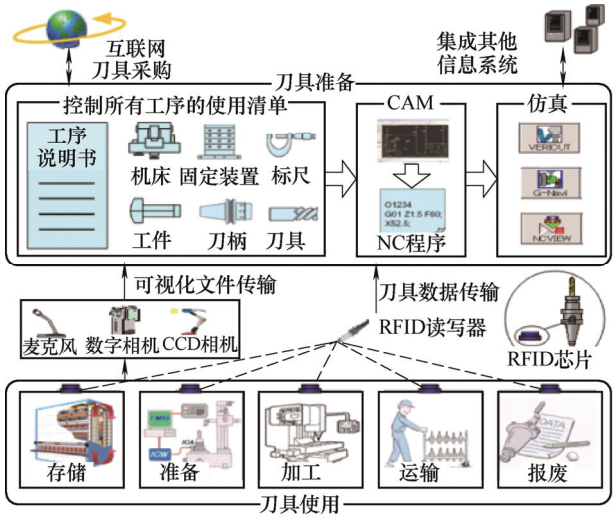


图 37 基于 RFID 的刀具全生命周期信息管理

用科技替代纸质标签，为刀具信息透明化管理提供了便利，提升了用户对刀具数据的了解。采用高效的刀具编码规则、先进的 RFID 技术、基于安卓系统的手持机等数字化管理的手段是实现每把刀具全生命周期管理的重要手段。从使用效果来看，二维码信息密度大，容错能力强，RFID 芯片虽然具有良好的信息携带及传递能力，但容易受电磁和振动的影响，芯片受损可能导致数据丢失，此外，要综合考虑芯片和扫描枪的成本。

4.2 刀具库存管理

刀具的库存管理主要针对刀具入库、出库、借用与归还等环节进行合理规划和控制，是整个刀具管理的“心脏”。库存水平是衡量刀具管理优劣的重要尺度，合理的库存设置能有效降低企业管理成本，并实时将刀具库存动态准确传递到采购、生产等部门，保证生产连续平稳运行。

为了能够按时、按需配送刀具，朱思征等[83]在 ERP、CAM、PDM 等系统沉积的大数据环境下，利用数据挖掘建立了刀具库存预警与智能采购的协同机制，分析了刀具消耗与生产计划的线性回归关系，根据生产计划预测刀具消耗，从而科学配置刀具的库存量。计红章[84]根据车间刀具使用的历史数据，采用时间序列法预测刀具需求，确定了合理的刀具库存数量和采购策略。方超等[85]针对库存问题，提出了基于二阶分类法的管理方案，分别引入供货期、需求频率和刀具价值三个关键因素，有效控制了库存并降低成本。

目前很多企业仍然存在因刀具缺失而导致生产停止的现象，特别是对于流水作业的生产线，库存管理一直是刀具管控工作的重点和难点，只有将规划、采购和库存控制相结合才能在正确的时间、正确的地点使用正确的刀具。随着技术的变革、管理手段的增多，库存信息化管理需要不断完善才能保证足够的应变能力，此外，库存管理还涉及运筹学、营销学、管理战略等多学科领域，如何在库存数量与市场需求之间做好权衡是企业降本提效的关键。

4.3 刀具排产调度

刀具排产调度是在满足正常生产用刀需求的前提下均衡各个管理单元的工作负荷，从而合理高效分配刀具生产资源。随着个性化定制、小批量生产模式的发展，往往需要根据客户需求、库存情况、刀具状态、异常事件等实时信息在线调整生产计划，因此，动态调度和主动调度对于提高制造企业的生产效率与竞争力具有重要意义。

舒海生[86]深入分析了刀具流的锁死性质，针对多工序连续加工的综合调度，设计了锁死检测算法和刀具分派算法，实现较高水平的刀具流调度控制。刘丰文[87]将遗传算法理论引入刀具排产调度研究，

对部分刀具管理环节的排产调度进行了优化。通过生产管理数据验证了刀具排产调度模型的有效性，为后期实现实时信息驱动的刀具管理模式奠定了基础。

朱睿[88]建立了刀具流、工件流综合调度数学模型，并研究了基于改进双向收敛蚁群算法的柔性生产线刀具调度策略，采用 Matlab 编制算法程序，通过对刀具分派方法的设计以及状态转移规则的改进，缩短了蚁群算法的计算时间，取得更好的效果。叶开[89]以刀具剩余寿命预测结果作为影响刀具优化调度的因素，建立了以按权优先选配、刀具最小换刀次数以及最小刀具剩余寿命方差为目标的刀具调度模型，并采用遗传算法验证了模型的有效性。

以上有关刀具调度的研究主要集中在“仿真+规则”启发式调度和最优化调度，调度算法多采用混合智能算法。在实际生产环境中，扰动和异常因素是随机发生的，需要根据现场监测或预测的数据采用不同的调度方案。

4.4　数据库更新及刀具状态追溯

刀具全生命周期数据库的搭建与更新是为了实现刀具全生命周期范围内各环节数据的采集、储存和访问。在此基础上，挖掘和追溯所有相关生产过程参数的依赖关系，使设计研发部门、制造商以及终端用户全面了解刀具的数据和信息。

为了综合获取和汇总刀具全生命周期的数据，BRENNER 等[90]开发了一个通用的刀具历史数据池，并按照不同数据属性分成资源、产品、订单等六类，便于管理和追溯。WANG 等[91]基于 Java 和 Mysql 建立了切削数据库系统，可以根据加工条件的输入推荐合理的切削参数和选刀方案。由于关系型数据库可能出现数据冗余、更新异常等问题，刘会刚等[92]运用 E-R(实体-关系)模型进行概念设计，如图 39 所示，在保证数据库良好性能的同时，满足了现场及用户需求。

随着物联网和云计算技术在智能制造中的广泛应用，数据库也被赋予了更多智能化功能。WANG 等[93]以传感器设备、标准切削数据和智能算法为支撑，开发了基于云计算的车削数据库。通过云服务器提供数据查询、建模、优化等智能服务，弥补了刀具数据库结构过于简单、智能化程度低、历史数据利用率不足等问题。李尧等[94]以切削过程中的“感、知、行”为目标，将物联网和云计算技术相结合，建立了一套面向制造服务的切削数据库系统，为生产数据的管理和应用提供一种有效的方法。

当生产过程中出现某批次产品异常，基于刀具全生命周期数据库进行状态追溯，找出质量问题所在，对于服务反馈、监督预防、快速召回具有重要意义。

刀具状态追溯的范围主要包括刀具结构设计、刀具制造原材料属性、批次、工艺参数、可追溯性标识、应用过程中的人、机、料、物流等要素信息，如图 38 所示。根据状态追溯结果，生产管理和操作人员可以及时调整并改进刀具相关的过程变量，保证生产的安全、平稳和综合经济效益。

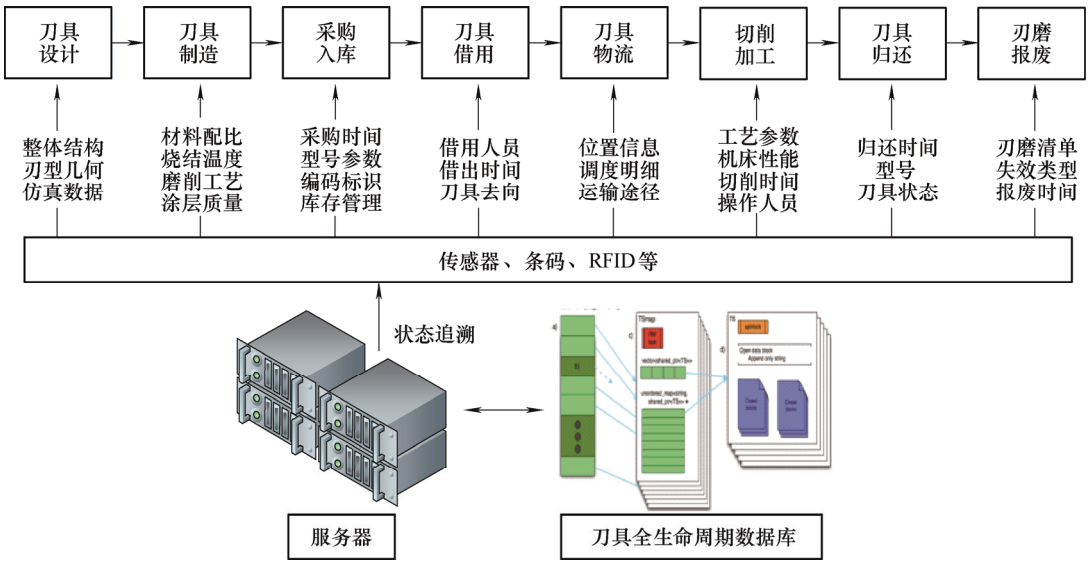


图 38　基于刀具全生命周期数据库的状态追溯模型

从目前研究现状来看，刀具数据库水平和应用离智能化、服务化需求还有一定距离。通过采集刀具全生命周期的相关数据，建立产业链级的刀具数据库，是切合当前工业大数据分析趋势的管理模式。面对制造环境复杂多变、决策困难和工艺优化等问题，提出以下三点建议。

(1) 充分采集并积累刀具设计、制造和应用过程产生的海量大数据，利用数据挖掘与推理实现知识库的自动更新，基于多源数据之间的协同关系，建立数据管理与迁移规则，提高数据库的通用性和可扩展性。

(2) 开发面向云制造的数据库结构模式，实现线上、线下多方位的数据服务。

(3) 研究刀具状态追溯方法，例如正向追溯、反向追溯、思维导图追踪生产过程等，当刀具失效或出现制造过程异常时，通过云端数据库实现对刀具设计、材料、制造、加工、库存和物流等信息的高效追溯。

4.5 刀具全生命周期数据交互共享

刀具全生命周期管控涉及多方软件及设备，例如刀具设计分析软件(CAD、CAE、CAM、CAPP)、生产管理软件(PDM、MES、ERP)和外部设备(加工设备、监测设备、仓储设备)等多个系统，受网络服务和地域限制，系统的集成和实时数据交互是实现刀具智能管控的关键。因此，有必要开展数据接口技术、网络化服务以及管控 APP 等技术的研究。

针对发动机箱体、壳体柔性生产线的刀具管理需求，王建军等[95]集成了 MES 制造执行系统、Kardex 刀具柜、条码系统等多个信息系统，通过实时采集刀具的物理位置和状态等数据信息，实现了数据实时交互与共享。

霍亭宇[96]针对中小企业间刀具资源的优化配置问题，构建了云制造环境下的刀具资源共享服务体系，使得刀具资源在提供者、使用者和管理者间得以高效流通与共享，如图 39 所示。

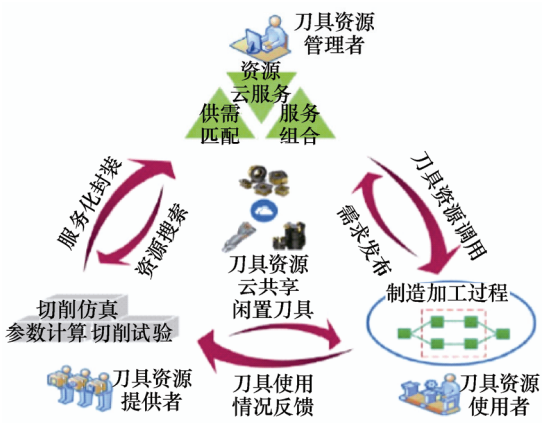


图 39 刀具资源共享云服务模式

CORONADO 等[97]开发了一个基于 Android 操作系统应用程序，用于收集零件生产、材料库存和刀具供应的数据。该应用程序可与存储历史数据的云数据库连接，并通过 Web 提供车间状态的可视化，实现信息的互联互通和实时更新。

随着“生产型制造”向“服务型制造”模式的转变，在不影响网络安全和所有权的情况下，实现刀具全生命周期数据的交互共享，对于制造企业、刀具厂商和科研院校及时响应市场需求、充分发挥自身优势具有重要意义。未来的研究应致力于网络性能测试、数据接口技术、大数据分析、边缘计算、开发“公有云+私有云”管控平台以及定制化业务 APP，最终实现刀具管控在制造企业的应用验证。

5 刀具管控技术的应用

刀具管控技术的应用是以现场生产管理为核心，以信息化工具为手段，以实用有效为原则，紧密结合企业实际管控需求，实现生产质量、时间、成本的持续改进。为了使刀具全生命周期数据更加全面、准确、透明、可追溯，开发并应用相应的刀具管控系统已成为智能制造领域的研究热点。

国外在刀具管控技术应用方面起步较早，一些发达国家已经提出有效的刀具管控方案，并开发了相应的商业软件，在企业应用过程中取得了良好的效果。例如，瑞典山特维克可乐满针对刀具选用等需求提出 CoroPlus 系列工业物联网解决方案，将加工数据与专业知识相结合，改善了从设计、规划到加工的整个生产过程，实现对生产效率和成本的有效管控。

美国 WinTool 公司开发的专业化刀具管理软件，除了配备基本的刀具信息录入、查询模块外，同时还具备了生产规划，NC 编程、刀具装配、供应商管理、刀具使用管理等功能。

德国巴鲁夫公司研制了基于 RFID 技术的刀具识别管理系统，有效解决了刀具使用过程中的精确追溯与控制问题。ZOLLER 公司开发了 TMS 刀具管理系统，包括铜牌方案、银牌方案、金牌方案三种软件包，分别实现刀具管理、仓储管理和加工制造组织管理，软件采用模块化设计，可以选择性地进行功能扩展。瓦尔特公司研发了刀具数据管理软件(TDM)，通过高效的流程设计，对刀具自采购至最终报废的整个流程进行监控，又能整合周边系统(如 CAM，MES，ERP)来实现刀具数据在企业各部门之间的高效共享，如图 40 所示。在 EMO2019 工业展会上，TDM 与合作伙伴 ESPRIT 携手山特维克展示了数字化刀具全生命周期管理的闭环。

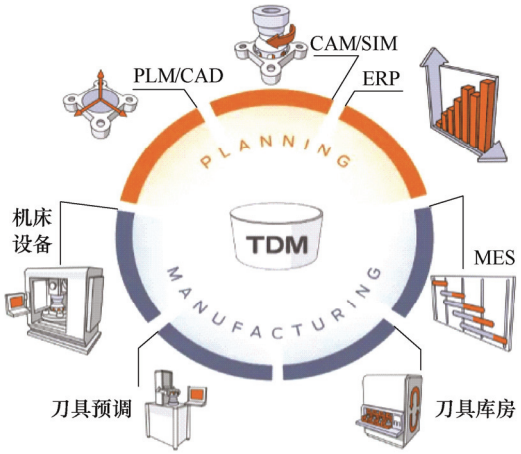


图 40　TDM 刀具数据管理软件

受机械制造业条件和技术的限制，国内刀具管控系统的研究基本处于跟踪和借鉴国外系统的开发模式，虽然起步较晚，但也取得了大量研究成果。

吉兰丁智能科技有限公司开发了在线品质管控与刀具状态监控系统，能够实时监测加工过程的刀具异常，大幅度提高刀具使用寿命，在保证产品质量的同时，可以缓解操作人员的心理压力，对换刀的处理更加游刃有余。

西格数据科技有限公司为制造型企业客户量身打造了一款刀具状态监测软件，通过采集主轴电流负载数据，经云端大数据分析将结果实时呈现，并提供点对点的信息通知和报警，具体工作原理如图 41 所示。刀具崩刃、断刀识别率 100%，刀具磨损识别率 99%以上，刀具寿命预测准确率达到 95%以上，真正意义上做到了生产过程中的预防性干预和控制。



图 41　西格 TMS 刀具监测软件工作原理

智能云科信息科技有限公司开发了 ISESOL 工业互联网平台，通过智能设备和制造企业的登云入网，提供产能交易、厂商增值、要素赋能等多个核心业务板块，借助云计算等技术手段释放大数据潜力，实现基于数据驱动的制造过程全流程管控。

工业富联针对刀具全生命周期管控难点，开发了线上、线下一站式服务 APP。通过云端数据的深度挖掘，使得刀具设计化繁为简；在刀具制造端，对海量数据进行实时采集并可视化呈现；在刀具应用端，帮助用户实时监测刀具磨损状况，自动决策报警并提醒用户换刀。根据实际应用效果反馈，该款 APP 使得新品研发时间缩短 50%，人力成本降低 70%，意外停机与品质异常几率下降 60%。

美林数据技术股份有限公司面向汽车制造、模具加工、航空航天等离散型机械加工企业推出了基于大数据的刀具综合管控平台。主要功能包括刀具加工过程中工件、工艺、设备等数据的集成采集、存储、统一管控、大数据分析挖掘以及结果可视化显示。通过刀具管控平台，使刀具全生命周期管理更加透明，刀具采购成本降低 10%，库存降低 10%，刀具使用寿命延长 5%，年节省成本 500 余万元。

以上应用示范为制造企业开展刀具大数据分析与综合管控提供了丰富经验，不难看出，数字化、智能化是制造企业提高市场竞争力的关键要素。在经历了 ERP 系统、MES 系统等信息化升级后，企业在刀具管控方面正在探索更专业化、更全面、更灵活的系统。然而，刀具管控距离真正适应新常态下的刀具产业发展模式还有很长的路要走，在技术创新、商业推动、国家政策的共同支撑下，刀具管控技术的落地应用必将推动制造企业转型升级。

6　结论与展望

刀具全生命周期智能管控是一项多学科交叉融合的综合性系统工程，在面向智能制造的航空、汽车等领域发挥重要作用，并已成为业界研究热点。通过设计制造智能优化、切削过程状态监测、多源数据管理共享三个关键技术实现刀具从需求分析到报废的全生命周期智能管控，为刀具产业链降本提效和智能化转型升级提供有力技术支撑。

现有的刀具管控技术在刀具基本信息管理、加工状态监测等方面表现出良好的效果，但还远不能满足用户对刀具全生命周期数据的需求，因刀具管控不及时、不透明造成的生产滞后、资源浪费等问题仍然给企业带来诸多困扰。结合目前刀具全生命周期管控技术的现状和研究成果，还需要在以下四个方面进行深入研究。

(1) 突破传统刀具设计制造方法。提出面向高度定制化需求的刀具智能设计理论与方法，基于数字孪生技术实现刀具物理空间与数字空间的全要素、全流程映射，通过虚实协同的制造工艺优化迭代机制，实现刀具的精准设计与制造。

(2) 制定可靠的刀具状态辨识及预警策略。深入研究不同工况下的刀具磨破损形成机理，综合考虑机床、刀具、工件在切削过程中的耦合关系，基于多源数据感知与云数据实时交互的特征融合，探索多维度的刀具状态辨识方法，并结合博弈论、排队论等运筹学理论制定自适应预警策略。

(3) 完善刀具寿命评价体系，加强刀具失效状态追溯。采用试验与机理分析相结合，研究刀具全生命周期状态信息表征与提取方法，建立加工质量约束下的刀具寿命评价体系；通过大数据分析挖掘“特征-故障”的映射关系，加强刀具失效状态追溯，以实现刀具性能和加工参数等方面的持续改进。

(4) 推动刀具管控模式创新。建立涵盖刀具设计、制造、应用的全生命周期智能管控云平台，提出基于功能需求与数据驱动的刀具智能管控策略，通过与云端数据库的实时交互，实现生产过程的自感知、自决策、自优化，为网络协同制造及智能工厂提供有效的刀具管控支撑。

参 考 文 献

[1] KANG H S，LEE J Y，CHOI S S，et al. Smart manufacturing：Pastresearch，present findings，and future directions[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology，2016，3(1)：111-128.

[2] 中华人民共和国国务院. 国务院关于印发《“十三五”国家科技创新规划》[EB/OL]. [2016-08-08]. http：//www.gov.cn.
State Council of the People’s Republic of China. The national science and technology innovation plan for the 13th five year plan of the state council[EB/OL]. [2016-08-08]. http：//www.gov.cn.

[3] 刘强. 智能制造理论体系架构研究[J]. 中国机械工程，2020，31(1)：24-36.
LIU Qiang. Study on architecture of intelligent manufacturing theory[J]. China Mechanical Engineering，2020，31(1)：24-36.

[4] CORONADO P D U，LYNN R，LOUHICHI W，et al. Part data integration in the shop floor digital twin：Mobile and cloud technologies to enable a manufacturing execution system[J]. Journal of manufacturing systems，2018，48：25-33.

[5] LIU Yongkui，WANG Lihui，WANG X V，et al. Scheduling in cloud manufacturing：State-of-the-art and research challenges[J]. International Journal of Production Research，2019，57(15-16)：4854-4879.

[6] LIU Xianli，FAN Mengchao，JI Wei，et al. Research on models of design and NC manufacturing for ellipsoid end mill[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2015，85(9-12)：2729-2744.

[7] 岳彩旭，李录彬，计伟，等. 基于磨制精度的环形铣刀刃线几何模型[J]. 南京航空航天大学学报，2016，48(1)：93-97.
YUE Caixu，LI Lubin，JI Wei，et al. Cutting edge geometric model of ring milling tool based on grinding precision[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics，2016，48(1)：93-97.

[8] 陈涛，王道源，李素燕，等. 渐变倒棱 PCBN 刀具设计制造及磨削精度检测[J]. 机械工程学报，2018，54(11)：214-221.
CHEN Tao，WANG Daoyuan，LI Suyan，et al. Design，manufacture and grinding accuracy detection of PCBN tools with variable chamfer edge[J]. Journal of Mechanical Engineering，2018，54(11)：214-221.

[9] 苏翔. 复杂型线铣刀数字化设计及铣削力预测研究[D]. 济南：山东大学，2016.
SU Xiang. Research on digital design and force prediction for complex profile milling cutter[D]. Jinan：Shandong University，2016.

[10] ABELE E，FUJARA M. Simulation-based twist drill design and geometry optimization[J]. Cirp Annals Manufacturing Technology，2010，59(1)：145-150.

[11] LI Anhai，ZHAO Jun，PEI Zhiqiang，et al. Simulation-based solid carbide end mill design and geometry optimization[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2014，71(9-12)：1889-1900.

[12] KUMAR V，EAKAMBARAM A，ARIVAZHAGAN A . FEM analysis to optimally design end mill cutters for milling of Ti-6Al-4V[J]. Procedia Engineering，2014 (97)：1237-1246.

[13] WANG Yang，SU Honghua，DAI Jianbo，et al. A novel finite element method for the wear analysis of cemented carbide tool during high speed cutting Ti6Al4V process[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2019，103(2)：2795-2807.

[14] DAI Xing，ZHUANG Kejia，Ding Han. A systemic investigation of tool edge geometries and cutting parameters on cutting forces in turning of Inconel 718[J].

International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2019，105(1-4)：531-543.

[15] ZHAO Zemin，LIU Xianli，YUE Caixu，et al. Time-varying analytical model of ball-end milling tool wear in surface milling[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2020，108(3)：1109-1123.

[16] 刘献礼，计伟，范梦超，等. 基于特征的刀具“形-性-用”一体化设计方法[J]. 机械工程学报，2016，52(11)：146-153.
LIU Xianli，JI Wei，FAN Mengchao，et al. Feature based cutting tool “shape-performance-application” integrating design approach[J]. Journal of Mechanical Engineering，2016，52(11)：146-153.

[17] JI Wei，ZHAO Zemin，LIU Xianli . A GA-based optimization algorithm for cutting tool “shape-performance-application” integrated design approach[J]. Procedia Cirp，2016，56：90-94.

[18] CHENG Kai，NIU Zhichao，WANG R C，et al. Smart cutting tools and smart machining：Development approaches，and their implementation and application perspectives[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering，2017，5(30)：1162-1176.

[19] SHU Shengrong，DING Hui，et al. Thermal design and analysis of an internally cooled smart cutting tool and its implementation perspectives[J]. Materials Science Forum，2014，770：120-125.

[20] WANG Chao，CHENG Kai，CHEN Xun，et al. Design of an instrumented smart cutting tool and its implementation and application perspectives[J]. Smart Materials and Structures，2014，23(3)：035019.

[21] XIAO Caiwei，DING Hui，CHENG Kai，et al. Design of an innovative smart turning tool with application to real-time cutting force measurement[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part B：Journal of Engineering Manufacture，2014，229(3)：563-568.

[22] GRIEVES M. Digital twin：Manufacturing excellent through virtual factory replication[J]. Digital Twin White Paper，2014，5：1-7.

[23] 陶飞，刘蔚然，刘检华，等. 数字孪生及其应用探索[J]. 计算集成制造系统，2018，24(1)：1-18.
TAO Fei，LIU Weiran，LIU Jianhua，et al. Digital twin and its potential application exploration[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems，2018，24(1)：1-18.

[24] TAO Fei，ZHANG He，LIU Ang，et al. Digital twin in industry：State-of-the-Art[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2019，15(4)：2405-2415.

[25] 易扬，刘晓军，冯锦丹，等. 面向数字孪生的产品表面模型表达与生成方法[J]. 计算集成制造系统，2019，25(6)：1454-1462.
YI Yang，LIU Xiaojun，FENG Jindan，et al. Representation and generation method of digital twin-oriented product skin model[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems，2019，25(6)：1454-1462.

[26] BOTKINA D，HEDLIND M，OLSSON B，et al. Digital twin of a cutting tool[J]. Procedia Cirp，2018，72：215-218.

[27] TONG Xin，LIU Qiang，PI Shiwei，et al. Real-time machining data application and service based on IMT digital twin[J]. Journal of Intelligent Manufacturing，2019，2：1-20.

[28] 孙惠斌，潘军林，张纪铎，等. 面向切削过程的刀具数字孪生模型[J]. 计算机集成制造系统，2019，25(6)：1474-1480.
SUN Huibin，PAN Junlin，ZHANG Jiduo，et al. Digital twin model for cutting tools in machining process[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems，2019，25(6)：1474-1480.

[29] 朱宇，李海宁，曹志涛，等. 数字孪生在航空发动机制造工艺中的应用探索[J]. 航空动力，2019(4)：16.
ZHU Yu，LI Haining，CAO Zhitao，et al. The application of digital twin in manufacturing process of aero engine[J]. Aerospace Power，2019(4)：16.

[30] 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.

[31] LIU C，WANG G F，LI Z M. Incremental learning for online tool condition monitoring using Ellipsoid ARTMAP network model[J]. Applied Soft Computing，2015，35：186-198.

[32] KOTHURU A，NOOKA S P，LIU R. Application of audible sound signals for tool wear monitoring using machine learning techniques in end milling[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2018，95(9-12)：3797-3808.

[33] WU Jun，SU Yongheng，CHENG Yiwei，et al. Multi-sensor information fusion for remaining useful life prediction of machining tools by adaptive network based fuzzy inference system[J]. Applied Soft Computing，2018，68：13-23.

[34] BENKEDJOUH T，ZERHOUNI N，RECHAK S. Tool wear condition monitoring based on continuous wavelet transform and blind source separation[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2018，97(9-12)：3311-3323.

[35] 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 and Signal Processing，2007，21(1)：466-479.

[36] DUTTA S，PAL S K，MUKHOPADHYAY S，et al. Application of digital image processing in tool condition monitoring：A review[J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology，2013，6(3)：212-232.

[37] MIKOŁAJCZYK T，NOWICKI K，KŁODOWSKI A，et al. Neural network approach for automatic image analysis of cutting edge wear[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2017，88：100-110.

[38] ZHU Kunpeng，YU Xiaolong. The monitoring of micro milling tool wear conditions by wear area estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2017，93：80-91.

[39] DORIANA M D A，ULLAH A M M S，MATARAZZO D. Tool-wear prediction and pattern-recognition using artificial neural network and DNA-based computing[J]. Journal of Intelligent Manufacturing，2017，28(6)：1285-1301.

[40] DUTTA S，PAL S K，SEN R. On-machine tool prediction of flank wear from machined surface images using texture analyses and support vector regression[J]. Precision Engineering，2016，43：34-42.

[41] BHAT N N，DUTTA S，VASHISTH T，et al. Tool condition monitoring by SVM classification of machined surface images in turning[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2016，83(9-12)：1487-1502.

[42] LI Lihong，AN Qingbin. An in-depth study of tool wear monitoring technique based on image segmentation and texture analysis[J]. Measurement，2016，79：44-52.

[43] ANTIĆ A，POPOVIĆ B，KRSTANOVIĆ L，et al. Novel texture-based descriptors for tool wear condition monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2018，98：1-15.

[44] MART-ARELLANO G，TERRAZAS G，RATCHEV S. Tool wear classification using time series imaging and deep learning[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2019，104(9-12)：3647-3662.

[45] WANG Guofeng，YANG Yinwei，GUO Zhiwei. Hybrid learning based Gaussian ARTMAP network for tool condition monitoring using selected force harmonic features[J]. Sensors and Actuators A：Physical，2013，203：394-404.

[46] WANG Guofeng，YANG Yinwei，ZHANG Y C，et al. Vibration sensor based tool condition monitoring using ν support vector machine and locality preserving projection[J]. Sensors and Actuators A：Physical，2014，209：24-32.

[47] WANG Guofeng，YANG Yinwei，LI Zhimeng. Force sensor based tool condition monitoring using a heterogeneous ensemble learning model[J]. Sensors，2014，14(11)：21588-21602.

[48] KANNATEY-ASIBU E，YUM J，KIM T H. Monitoring tool wear using classifier fusion[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2017，85：651-661.

[49] LIU Changqing，LI Yingguang，HUA Jiaqi，et al. Real-time cutting tool state recognition approach based on machining features in NC machining process of complex structural parts[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2018，97(1-4)：229-241.

[50] ZHU Kunpeng，MEI Tao，YE Dongsen. Online Condition Monitoring in Micromilling：A force waveform shape analysis approach[J]. Industrial Electronics，IEEE Transactions on，2015，62(6)：3806-3813.

[51] RAMIREZ-NUNEZ J A，TREJO-HERNANDEZ M，ROMERO-TRONCOSO R J，et al. Smart-sensor for tool-breakage detection in milling process under dry and wet conditions based on infrared thermography[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2018，97(5-8)：1753-1765.

[52] RATAVA J，LOHTANDER M，VARIS J. Tool condition monitoring in interrupted cutting with acceleration sensors[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing，2017，47：70-75.

[53] AKBARI A，DANESH M，KHALILI K. A method based on spindle motor current harmonic distortion measurements for tool wear monitoring[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering，2017，39(12)：5049-5055.

[54] HEINEMANN R，HINDUJA S. A new strategy for tool condition monitoring of small diameter twist drills in deep-hole drilling[J]. International Journal of Machine

Tools and Manufacture，2012，52(1)：69-76.

[55] ZHU Kunpeng，ZHANG Yu. A generic tool wear model and its application to force modeling and wear monitoring in high speed milling[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2019，115：147-161.

[56] KONG Dongdong，CHEN Yongjie，LI Ning. Gaussian process regression for tool wear prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2018，104：556-574.

[57] GERAMIFARD O，XU J X，ZHOU J H，et al. A physically segmented hidden markov model approach for continuous tool condition monitoring：Diagnostics and prognostics[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2012，8(4)：964-973.

[58] YU Jinsong，LIANG Shuang，TANG Diyin，et al. A weighted hidden Markov model approach for continuous-state tool wear monitoring and tool life prediction[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2017，91(1-4)：201-211.

[59] ARAMESH M，SHABAN Y，YACOUT S，et al. Survival life analysis applied to tool life estimation with variable cutting conditions when machining titanium metal matrix composites (Ti-MMCs)[J]. Machining Science and Technology，2016，20(1)：132-147.

[60] YU Jianbo. Tool condition prognostics using logistic regression with penalization and manifold regularization[J]. Applied Soft Computing，2018，64：454-467.

[61] JAVED K，GOURIVEAU R，LI Xiang，et al. Tool wear monitoring and prognostics challenges：A comparison of connectionist methods toward an adaptive ensemble model[J]. Journal of Intelligent Manufacturing，2018，29(8)：1873-1890.

[62] 王强，李迎光，郝小忠，等. 基于在线学习的数控加工刀具寿命动态预测方法[J]. 航空制造技术，2019，62(7)：49-53.
WANG Qiang，LI Yingguang，HAO Xiaozhong，et al. Dynamic prediction method of cutting tool life in nc machining based on online learning[J]. Aeronautical Manufacturing Technology，2019，62(7)：49-53.

[63] 曹大理，孙惠斌，张纪铎，等. 基于卷积神经网络的刀具磨损在线监测[J]. 计算机集成制造系统，2020，26(1)：74-80.
CAO Dali，SUN Huibin，ZHANG Jiduo，et al. In-process tool condition monitoring based on convolution neutral network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems，2020，26(1)：74-80.

[64] SUN Huibin，CAO Dali，ZHAO Zidong，et al. A hybrid approach to cutting tool remaining useful life prediction based on the Wiener process[J]. IEEE Transactions on Reliability，2018，67(3)：1294-1303.

[65] HANACHI H，YU Wennian，KIM I Y，et al. Hybrid data-driven physics-based model fusion framework for tool wear prediction[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2019，101(9-12)：2861-2872.

[66] LETOT C，SERRA R，DOSSEVI M，et al. Cutting tools reliability and residual life prediction from degradation indicators in turning process[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2016，86(1-4)：495-506.

[67] PEARN W L，HSU Y C. Optimal tool replacement for processes with low fraction defective[J]. European Journal of Operational Research，2007，180(3)：1116-1129.

[68] HSU B M，SHU M H. Reliability assessment and replacement for machine tools under wear deterioration[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2010，48(1-4)：355-365.

[69] DENG Y，ZHU H，ZHANG G，et al. Optimal tool replacement decision method based on cost and process capability[M]//ZHANG Tianbiao：Mechanical Engineering and Technology. Berlin：Springer，2012.

[70] JAIN A K，LAD B K. A novel integrated tool condition monitoring system[J]. Journal of Intelligent Manufacturing，2019，30(3)：1423-1436.

[71] 曹乐，徐卫刚，黎厚松，等.一种面向自动生产线的刀具更换决策方法[J]. 机械工程学报，2014，50(9)：131-135.
CAO Le，XU Weigang，LI Housong，et al. Tool replacement decision-making method for automatic production line[J]. Journal of Mechanical Engineering，2014，50(9)：131-135.

[72] 徐卫刚. 变速箱齿轮自动生产线的刀具更换决策方法研究[D]. 重庆：重庆大学，2016.
XU Weigang. Study on tool replacement decision method for gear automatic production line of gearbox[D]. Chongqing：Chongqing University，2016.

[73] KUSIAK A. Smart manufacturing must embrace big data[J]. Nature，2017，544(7648)：23-25.

[74] 国际金属加工网. 瓦尔特：点击按钮即可找到刀具

[EB/OL].[2018-12-19].https://www.mmsonline.com. MMSonline.com.cn. Walter：Click the button to find the tool[EB/OL]. [2018-12-19]. https：//www. mmsonline. com.

[75] 王苏安. 面向全寿命周期管理的刀具直接标识与信息追踪技术研究[D]. 西安：西北工业大学，2007.
WANG Suan. Research on tool direct marking and information tracking faced to life-cycle management[D]. Xi'an：Northwestern Polytechnical University，2007.

[76] 解志锋，张维，雷蕾，等. 零件表面激光直接标刻二维条码的工艺参数优化研究[J]. 中国机械工程，2011，22(5)：592-596.
XIE Zhifeng，ZHANG Wei，LEI Lei，et al. Optimization of laser marking process parameters on 2D barcode in part surface[J]. China Mechanical Engineering，2011，22(5)：592-596.

[77] 房欣欣，李建美，路长厚，等. 金属表面 Data Matrix 条码高光区域的信息重构[J]. 计算机工程与应用，2016，52(16)：205-209.
FANG Xinxin，LI Jianmei，LU Changhou，et al. Highlight area reconstruction of Data Matrix barcodes marked on metal surface[J]. Computer Engineering and Applications，2016，52(16)：205-209.

[78] LI Jinrui，WANG Aiqun，LI Jianmei，et al. An adaptive image binarization method for laser direct marking data matrix symbols on metal surface[J]. Applied Mechanics and Materials，2013，401：1319-1323.

[79] LEI Lei，HE Weiping，ZHANG Wei. distortion correction of data matrix symbol directly marked on cylinder surface[C]// 2010 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence，2010，October 23-24, Sanya, China. IEEE，2010，2：225-229.

[80] 王佳婧. 复杂环境下刀具 DPM 码识别技术研究[D]. 西安：西北工业大学，2014.
WANG Jiajing. Research on cutter DPM code recognition in complex environment[D]. Xi'an ： Northwestern Polytechnical University，2014.

[81] ZHANG Yingfeng，JIANG Pingyu，HUANG G，et al. RFID-enabled real-time manufacturing information tracking infrastructure for extended enterprises[J]. Journal of Intelligent Manufacturing，2012，23(6)：2357-2366.

[82] WANG Guoxin，NAKAJIMA H，YAN Yan，et al. A methodology of tool lifecycle management and control based on RFID[C]//2009 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management，2009, December 8-11, Hong Kong, China. IEEE，2009：1920-1924.

[83] 朱思征，王山山，敖丽娜，等. 大数据环境下刀具仓储与采购智能协同研究[J]. 软件，2016，37(2)：29-32.
ZHU Sizheng，WANG Shanshan，AO Lina，et al. Research on intelligent collaborative of tool storage and purchase in big data environment[J]. Computer Engineering and Software，2016，37(2)：29-32.

[84] 计红章. A 数控车间刀具需求预测及库存管理研究[D]. 上海：上海交通大学，2017.
JI Hongzhang. Study on tool safety stock management of a numerical control workshop[D]. Shanghai：Shanghai Jiao Tong University，2017.

[85] 方超，周炳海. 机加工企业刀具库存分类方法研究[J]. 精密制造与自动化，2016 (4)：14-17.
FANG Chao，ZHOU Binghai. Research on tool inventory classification in machining enterprises[J]. Precise Manufacturing and Automation，2016 (4)：14-17.

[86] 舒海生. 柔性制造系统工件流和刀具流动态调度的研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工程大学，2005.
SHU Haisheng. Research on dynamic scheduling of part flow and tool flow in FMS[D]. Harbin ： Harbin Engineering University，2005.

[87] 刘丰文. 刀具全生命周期信息管理技术研究[D]. 大连：大连理工大学，2015.
LIU Fengwen. Research on information management technique in cutting tool life-cycle[D]. Dalian：Dalian University of Technology，2015.

[88] 朱睿. 刀具智能管理及优化调度技术研究[D]. 重庆：重庆大学，2014.
ZHU Rui. Research of tool intelligent management and optimum scheduling technology[D]. Chongqing ： Chongqing University，2014.

[89] 叶开. 基于 MTO 的刀具寿命预测与优化调度的智能管理系统及应用研究[D]. 合肥：合肥工业大学，2019.
YE Kai. Research on intelligent management system and application of tool life prediction and optimal scheduling based on MTO[D]. Hefei ： Hefei University of Technology，2019.

[90] BRENNER D，KLEINERT F，IMIELA J，et al. Life cycle management of cutting tools：Comprehensive acquisition and aggregation of tool life data[J]. Procedia CIRP，2017，61(1)：311-316.

[91] WANG Rui，ZHAO Wu，LUO Cunjing，et al. An intelligent tool selection system based on CRB and

RBR[J]. The Open Mechanical Engineering Journal，2014，8(1)：795-802.

[92] 刘会刚，王建军，姜建芳，等. 智能制造刀具管理系统数据库的设计与实现[J]. 工具技术，2018(6)：29.
LIU Huigang，WANG Jianjun，JIANG Jianfang，et al. Design and implementation of intelligent manufacturing tool management system database [J]. Tool Engineering，2018(6)：29.

[93] WANG Zhao，JIAO Li，YAN Pei，et al. Research and development of intelligent cutting database cloud platform system[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2018，94(9-12)：3131-3143.

[94] 李尧，刘强，张伟. 面向制造服务的数控切削数据库系统[J]. 计算机集成制造系统，2014，20(9)：2221-2230.
LI Yao，LIU Qiang，ZHANG Wei. CNC cutting database system for service-oriented manufacturing[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems，2014，20(9)：2221-2230.

[95] 王建军，刘会刚. 智能制造刀具管理系统设计与实现[J]. 拖拉机与农用运输车，2019(1)：15.
WANG Jianjun，LIU Huigang. Design and implementation of intelligent manufacturing tool management system[J]. Tractor and Farm Transporter，2019(1)：15.

[96] 霍亭宇. 云制造环境下刀具资源优化配置与服务应用研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨理工大学，2017.
HUO Tingyu. Study on optimal allocation and service application of cutting tool resources under cloud manufacturing environment[D]. Harbin：Harbin University of Science and Technology，2017.

[97] CORONADO P D U，LYNN R，LOUHICHI W，et al. Part data integration in the shop floor digital twin：Mobile and cloud technologies to enable a manufacturing execution system[J]. Journal of Manufacturing Systems，2018，48：25-33.

作者简介：刘献礼，男，1961 年出生，教授，博士研究生导师。主要研究方向为金属切削理论及刀具技术、数字化加工及智能制造技术。
E-mail：Xianli.liu@hrbust.edu.cn
李雪冰，男，1989 年出生，博士，讲师。主要研究方向为刀具全生命周期管控及智能制造技术。
E-mail：lixuebing@hrbust.edu.cn