引文格式：李文龙, 彭清宇, 徐伟, 等. 大型复杂构件机器人加工：测–加–控一体化的机遇与挑战[J]. 航空制造技术, 2026, 69(20): 26020246.

LI Wenlong, PENG Qingyu, XU Wei, et al. Towards synchronized integration of measurement, machining and control in robotic machining of large-scale complex components[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2026, 69(20): 26020246.

大型复杂构件机器人加工：测 – 加 – 控一体化的机遇与挑战

李文龙，彭清宇，徐　伟，李文攀，谢远龙，丁　汉

（华中科技大学智能制造装备与技术全国重点实验室，武汉 430074）

[摘要]　航空蒙皮、飞行器壁板等大型复杂构件直接关系高端装备竞争力，但其大尺寸、复杂形貌与高精度要求使传统制造面临“尺寸效应”难题。工业机器人虽具备高柔性与大工作空间，但固有精度和刚度不足，亟需重构制造范式。机器人测量–加工–控制一体化技术正推动从静态、孤立式“测量后制造”，向动态、连续式“边测量、边制造、边校正”范式转变，赋予系统多模态感知、多源数据处理与实时精细控制能力，实现高精度“动态化制造”。本文基于“测量感知–规划决策–动态控制”框架，剖析了大型构件高精度测量、自适应规划与高效决策、实时反馈控制与动态执行3大技术的前沿进展及核心挑战，并展望了跨尺度感知–控制闭环、工业机器人具身智能等引领性方向，为下一代机器人智能制造系统提供理论前瞻与技术路径。

关键词：机器人加工；测量–加工–控制一体化；全域精度；自适应规划；闭环控制；具身智能

中图分类号：V262；TP242.2　　**文献标志码：**A　　**DOI：**10.16080/j.issn1671-833x.26020246



李文龙

教授，博士生导师，主要研究方向为大型复杂构件三维视觉测量与机器人加工。

高端装备制造业，尤其是航空、航天、能源与轨道领域，是国家科技创新与产业竞争力的战略制高点[1]。其核心标志之一是大型复杂构件的制造能力，如飞机蒙皮、飞行器锥段壁板、大型风电叶片、高铁白车身等。这类大尺寸、复杂构型、薄壁弱刚性的构件，加工中易发生变形，实现此类构件的高精度制造，本质上是对工艺与装备能力边界的挑战。传统制造范式，无论是依赖通用机床，还是基于肉眼比对、手动反复修整，在面对此类构件的“尺寸效应”时有根本性局限：机床行程、刚性与灵活性难以兼顾；而人工方法则受限于肉眼比对定位精度（亚毫米级）与手部神经控制精度（毫米级），导致加工精度、效率与一致性难以保障。随着我国航空、航天、能源与轨道各类大型复杂构件制造的提质增效，如何在较少工序内完成大型复杂构件加工精度控制，已成为制约该类构件生产的主要瓶颈之一。

工业机器人具备柔性高、工作范围大等优势，因此以工业机器人为制造执行体，集成视/力多传感与多功能末端执行器，构建大范围智能化复杂构件机器人加工系统，成为突破大型构件稳定、高效制造瓶颈的重要使能装备。然而，机器人本体几何与非

收稿日期：2026-06-17；**退修日期：**2026-07-31；**录用日期：**2026-08-11

基金项目：教育部基础学科和交叉学科突破计划（JYB2025XDXM214）；国家自然科学基金（52575573，52188102）

通信作者：徐伟，副研究员，博士，研究方向为大型构件全域测量与机器人保障化制造。

几何误差导致的末端绝对精度不足，使得简单地用机器人替换传统机床无法解决大型复杂构件加工问题。这迫使研究者从更深层次重新思考制造范式本身：必须超越静态、预编程的“测量后制造”模式，转向能够在线响应制造过程动态变化的智能加工新范式。

近10年，国内外众多外顶尖机构、龙头企业围绕这一前沿领域开展了研究，如图1所示。国外已存在大型构件机器人测–加–控一体化技术相关应用，空客公司联合德国Fraunhofer研究所等研制了Flextrack机器人自动化加工与装配系统，集成了三维视觉等测量技术，应用于空客A320neo与A321LR飞机大型机身壁板机器人修配铣削加工；波音公司联合美国Electroimpact公司等在南卡罗来纳州工厂研制了多机器人智能制孔系统，应用于波音787客机与F–15战机等机翼整流罩机器人钻孔与铆接；美国国家能源局发明了风电叶片机器人打磨加工系统；奥地利利菲洛博迪公司研制了汽车构件机器人打磨加工系统。在国内，华中科技大学、清华大学、无锡研究院与中车公司等分别研制了飞机蒙皮多机器人铣削加工系统、飞船锥段机器人加工系统、风电叶片机器人集群加工装备、高铁白车身机器人磨抛系统，应用于国产大型客机蒙皮铣削、和谐号高铁白车身磨抛等。

上述机器人测量–加工–控制一体化技术的兴起，正引领大型复杂构件智能加工范式的根本性变革。其核心是推动大型构件制造从孤立、离散的“测量后制造”工序，向动态、连续的“边测量、边制造、边校正”范式演进。该制造范式目标是构建一个具备多模态感知单元、多源信息处理“大脑”与精细化实时控制执行单元的制造系统，实现充分考虑并利用现场状态信息的“动态化制造”。通过感知、决策与控制的深度闭环，系统能够在加工中持续获取工件–工具状态，动态调整工艺参数与运动轨迹，从而主动补偿机器人加工误差、抑制变形，实现高精度、高稳定性的机器人化加工制造。

尽管现有机器人化装备在大型复杂构件加工中潜力巨大，但实际应用中仍存诸多挑战。(1)大空间尺度下全域测量与点云匹配的稳定性难控：受空间尺度大、环境扰动强及多源误差累积影响，传统测量难以实现大型复杂工件形貌的高精度全域感知；(2)多源异构感知数据的实时同步与融合性难控：多源传感数据的采样频率和噪声特性差异显著，异步采集与低效融合以及系统通信延迟导致信息反馈滞后；(3)大范围作业下机器人末端闭环控制难：难以在保证模型预测精度的同时，兼顾控制实时性。这些问题严重制约了机器人在大型复杂构件加工应用中的动态精度与系统稳定性。

鉴于此，本文将系统阐述这一制造范式变革的必然性与技术内涵。剖析从静态制造到动态化制造的范式跃迁逻辑，围绕“感知与建模–规划决策–动态控制”的核心难题，系统梳理大型构件高精度测量感知、自适应工艺规划与高效决策、实时反馈控制与动态执行3大技术支柱的前沿进展，分析指出各技术方向面临的关键难题挑战与理论极限。最后，展望未来，探讨跨尺度感知–控制闭环、工业机器人具身智能等引领性方向，为构建下一代高精度、自适应、高效率的大型构件机器人智能制造系统提供理论前瞻与技术路径思考，为机器人加工领域内的前沿突破与工程实践提供系统性参考。

1 机器人测–加–控一体化关键技术

测–加–控一体化是面向机器人高精度制造的关键技术体系，其核心思想是在机器人加工过程中融合状态感知、本体执行与实时调控深度协同，通过集成跟踪测量和闭环控制等技术，实现机器人末端轨迹精度



图1 国内外机器人加工技术发展现状及存在问题

Fig.1 Development and problems of robotic machining technology in china and abroad

的提升突破。测–加–控一体化是让机器人这一“柔体”也能实现高精加工，区别于非机器人化加工一体化的让机床“刚体”更精准。机器人测–加–控一体化需通过实时测量与控制，为原本精度不足的机器人赋予了完成效率更高、精度更高制造任务的可能。该体系以机器人的多源传感、动态建模和自适应控制为基础，构建从状态感知、轨迹生成与优化以及精度补偿的闭环链路，实现机器人加工全域测量、动态调控与智能决策。

在“测”环节，系统主要实现对工件与机器人本体的高精度感知。一方面，利用三维测量获取工件形貌信息，核心涉及大范围测量与多源点云数据融合、点云预处理、点云配准等关键技术；另一方面，在面向大范围加工场景时，仅依赖系统自身理论模型难以保证位姿精度，还需通过测量设备实现机器人位姿的高精定位与估计，为后续路径规划与精度控制提供基础数据支撑。

在“加”环节，机器人执行机构依据自身位姿及离散点云生成的加工路径开展作业。核心技术包括基于离散测点生成连续轨迹的路径规划算法与机器人位姿优化方法。系统通过对离散点云数据进行拟合与平滑处理，生成连续且光顺的加工轨迹，同时结合机器人运动学特性，对其姿态优化，以提升机器人的结构刚度与几何精度。通过规划机器人最优加工路径、优化加工姿态，保障加工初始阶段的高精度轨迹执行与稳定切削条件，为后续的动态调控与精度补偿奠定基础。

在“控”环节，系统基于感知反馈与模型预测结果对机器人加工工艺参数进行实时调整，实现闭环精度调控。关键技术包括工件状态检测与工具状态感知、闭环控制算法以及人工智能驱动的自学习控制策略。将传统控制理论与数据驱动方法深度融合，机器人可在动态加工中实现快速响应与参数自适应调整，显著提升控制系统鲁棒性与时效性，从而实现对动态扰动的主动补偿与智能决策。

图2展示的机器人测–加–控一体化体系可实现从信息感知到执行控制的协同闭环，该技术为机器人在航空、航天等大型复杂构件加工制造过程的高精度、自主化与智能化发展提供坚实技术支撑。

2 技术支柱：构建机器人高精度自动化加工系统

2.1 感知与建模——构建待加工对象精确模型

在大型复杂构件机器人加工中，首要挑战是如何让机器人在数米至数十米跨度的工作空间内，“看见”、“看清”并“理解”工作空间内的大型复杂构件[2]。以航空蒙皮构件为例，其尺寸大、形貌复杂，需跨多工位完成加工[3]。这与传统机床专机形式加工小尺寸零件不同，机器人必须在大范围移动作业，同时保持工件加工所需的亚毫米级精度。实现该目标首先需为待加工对象构建精确的数字模型，这不仅是机器人感知工件的起点，也是后续路径规划、误差补偿与控制执行的前提。本节围绕“感知与建模”这一支柱，从全域精度基准与测量场构建、多模态与跨尺度形貌感知、实测点云与可加工基准建立3个维度展开讨论，为机器人在复杂空间下的精确加工作业奠定模型基础。

2.1.1 全域精度基准与测量场

当大型构件需在不同工位间流转加工时，机器人加工系统需跨多站位移动，同时保证跨站位加工精度。实现这一能力的关键是配置全域定位单元、形成大范围测量场，构建覆盖大型复杂构件作业区域的全域测量场，以保障任何空间位置时机器人自身与工件间的相对关系[4–5]。

当前测量场可分为跟踪测量型与光电扫描型两大类，如图3所示。跟踪测量型以激光跟踪仪为主要载体，测量精度高、重复性好[5]，是工业测量领域的“标杆”。跟踪测量中转

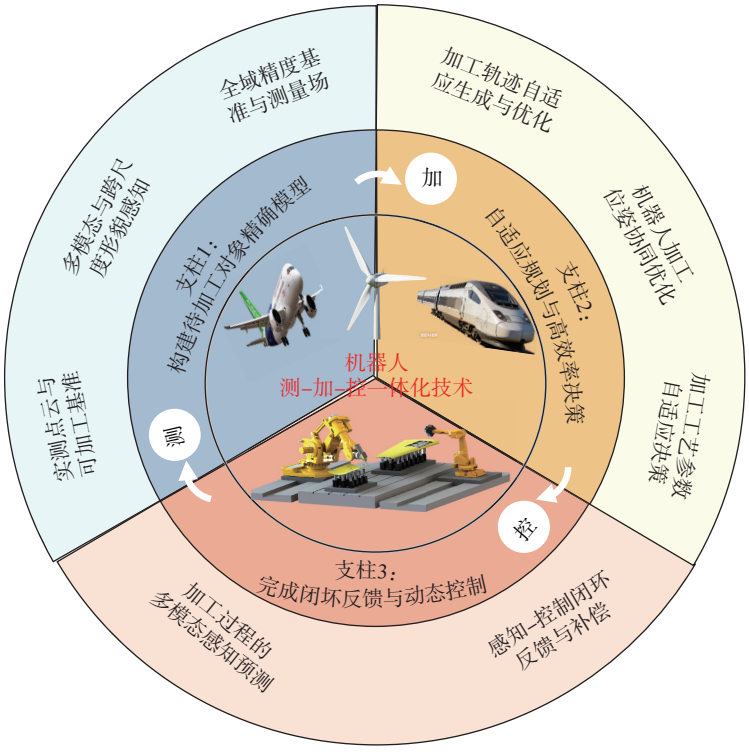


图2 机器人测–加–控一体化关键技术

Fig.2 Key technology of robotic integrated measurement, machining and control

站相对位姿是保证测量精度的关键，通常通过多变量模型[6]标定或点云匹配[7]实现，以完成转站测量场构建。通过跟踪仪的多站位布局可构建组合定位系统[8–10]，最终可应用于大型航空航天部件装配[11]。上述方法共同解决了跨站位坐标一致性问题，但误差来源并不相同：转站测量场参数变换受观测点布局影响，点云重定位依赖匹配稳定性，多站组合系统须控制设备同步与误差传递。总体而言，激光跟踪方案适用于精度要求高且光路可保持的分区作业场景，而在遮挡频繁和连续移动场景中，其测量连续性仍受到限制，易使测量系统陷入“盲区”。

光电扫描型系统通过在大范围空间内布设多个光电发射基站，实现对目标的主动扫描定位，可避免现场复杂环境带来的光路遮挡困扰。该类系统的代表包括Nikon Metrology室内全球定位系统[12–14]及国产化工作空间测量定位系统[15–17]。该系统虽只能达到亚毫米级精度，但测量范围广、网络扩展性强、可并行测量，尤其适合移动目标初始定位与作业空间标定[18]，如移动小车定位[19]、系统误差分布特性分析[20]以及全域作业基站优化布局[21]。与跟踪仪相比，该系统在覆盖范围、并行测量和网络扩展方面更具优势，但单点精度较低，且定位误差会随距离、基站构型和环境扰动变化。因此，两类系统更适合形成分层协同：光电扫描完成全域初始定位与连续跟踪，激光跟踪完成关键区域的高精度定位测量。

为提高大范围测量场的定位精度，可采用标志点辅助定位、多点冗余拟合和多基站协同标定等方法。标志点辅助定位通过在测量场内引入稳定的空间基准构建闭环尺寸链[21]，实现方式简单，但定位精度易受标志点数量和空间分布影响；增加标志点数量可提高参数辨识的冗余度并降低局部测量噪声对定位结果的影响[22]，但会增加布设与测量成本。其中，通过标志点多类型定位策略[23]，验证了多点最优拟合定位策略的精度；李群流形约束下的发射基站相对位姿同步精确标定方法[24]，实现了跟踪仪与发射基站位姿之间的高精度标定。总体来看，现有方法已分别改善了局部定位和单条坐标链的标定精度，但在测量过程中仍会将工业作业场景中的机器人、测量设备、工件与移动平台之间的坐标关系独立处理，缺少面向多坐标链的统一误差传播分析。由于不同坐标系下位姿误差需通过伴随矩阵映射至统一参考系，未来研究应进一步建立多链耦合误差模型，实现全域测量场中多设备参数的联合辨识与协同补偿。

2.1.2 多模态与跨尺度形貌感知

获取大型构件完整形貌，如同“盲人摸象”，单次视角只能感知局部，唯有将多个局部点云精确拼接融合，才能获得待加工对象全貌。现有点云拼接方法分两类：基于点云自身几何或纹理信息的间接估计方法，以及依赖外部定位与姿态测量装置的组合测量方法[25]。然而，对于飞机蒙皮等大尺寸薄壁构件，其表面几何特征单一、纹理信息弱，基于特征匹配的点云拼接方法难以获得稳定可靠的大范围测量匹配结果；同时，在工件表面粘贴人工标志点虽然能够提升匹配精度，但会破坏表面完整性，难以满足大型构件对工艺质量和洁净度的要求[26]。此外，受限于工业机器人本体重复定位精度与结构柔性，扫描过程视角位姿误差存在累积放

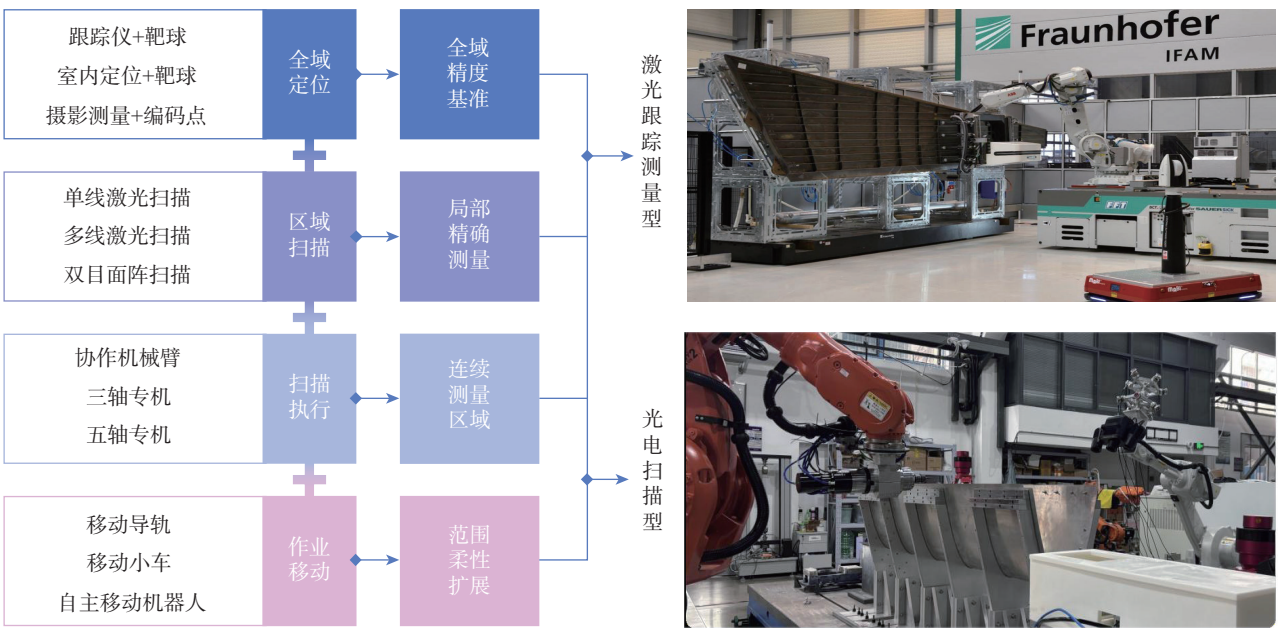


图3 复杂构件机器人大范围加工系统全域测量场

Fig.3 Global measurement field of large-scale robotic machining system for complex components

大难题，进一步制约了基于机器人运动学的点云拼接精度。

为此，采用三维扫描与跟踪定位的多模态融合，用高精度位姿跟踪为扫描视角“定锚”实现点云拼接，攻克了从毫米级孔类特征到数米级表面的跨尺度感知难题。本文所提形貌感知以表面形状为主，而工件表面纹理、波纹度、粗糙度等各类型特征则有更为细化的研究体系。

在该技术路径方面，结合三维扫描与摄影测量定位的多模态信息，可实现大型筒段整体测量与扫描路径规划[27]，通过双目相机测量标志点辅助实现了三维扫描仪位姿的全局跟踪[28]。通过相位匹配[29]确定局部和全局测量传感器的像素，实现对应像素到三维点云数据的精确转换。摄影测量可实现点云拼接，但此类测量系统在复杂环境下易受到干扰，系统的多层级传感器导致误差累积放大。

融合三维扫描仪与全球定位系统的多模态信息，可扩大工作空间，增强大范围测量的可视性与抗遮挡能力。实际应用中可以将GPS靶标与扫描仪固连[30]，或将定位系统靶标与线激光扫描仪组合[31]，通过各传感器标定实现全局点云位姿估计。然而实际应用时，该技术需通过靶标阵列建立局部坐标系测量位姿，针对航空航天蒙皮等制造场景，定位精度与复杂标定成为难题，导致实施操作性仍待提升。

基于激光跟踪仪的融合方法，在大范围测量场景应用广泛[1]，其测量范围大、测量动态跟踪性能强。如图4中第2层的左图所示，实际应用中可将跟踪仪靶球与扫描仪固连[32]，实现扫描仪位姿的微米级高精度测量，但每次获取扫描仪位姿需人工引光，或跟踪仪自动遍历多个靶球，测量效率较低。总体来说，激光跟踪仪是精度更高的外部定位装置，而现有研究方案均基于多靶球定位，定位速度慢、效率低，测量姿态受限。基于当前扫描测量与形貌获取的方法较为灵活，目前的测量既可仅提供离线测量数据，也可实时在线感知测量，本文方法更多讨论测–加–控一体化，故在线测量与后续所需的机器人加工补偿需求更为密切。因此未来研究亟需突破这一瓶颈，选择测量速度快、工作姿态范围大的定位靶标，与面阵或线激光扫描仪形成组合式测量装置，并通过精确标定释放其潜能。这不仅是技术细节的改进，更是从“点测量”到“场测量”的范式跃迁，有望为大型复杂构件高精度形貌感知开辟新路径。

2.1.3　实测点云与可加工基准

在大型复杂构件机器人加工中，蒙皮等构件整体大而薄，因此实测点云反映了工件在实际装配状态下的几何形态、装夹变形及制造误差等信息。然而，受测量系统的固有精度限制、制造现场的环境光照波动、蒙皮等构件的表面反射特性各向异性等影响，实测点云存在噪声点、离群点与局部缺失等问题；同时，为准确计算机器人的实际加工余量，需将点云与工件进行配准（图5）以获取实际加工余量。因此，在构建工件加工基准之前，系统化的实测点云数据预处理与点云精确配准是关键之一。

大型复杂构件在点云获取过程中常受加工制造现场的采集环境与传感器精度影响，产生大量复杂离群噪声，影响后续测点分析和几何建模精度。此类噪声主要包括远离模型主体的大范围离群点和密集的孤立噪声簇，引起点云局部几何畸变[33]。因此，针对点云噪声处理通常采用基于网格、邻域统计特征分析和聚类分析等方法。通过点云网格化并设置阈值可实现噪声点识别与去除，如八叉树结构结合法向估计方法[34]、基于

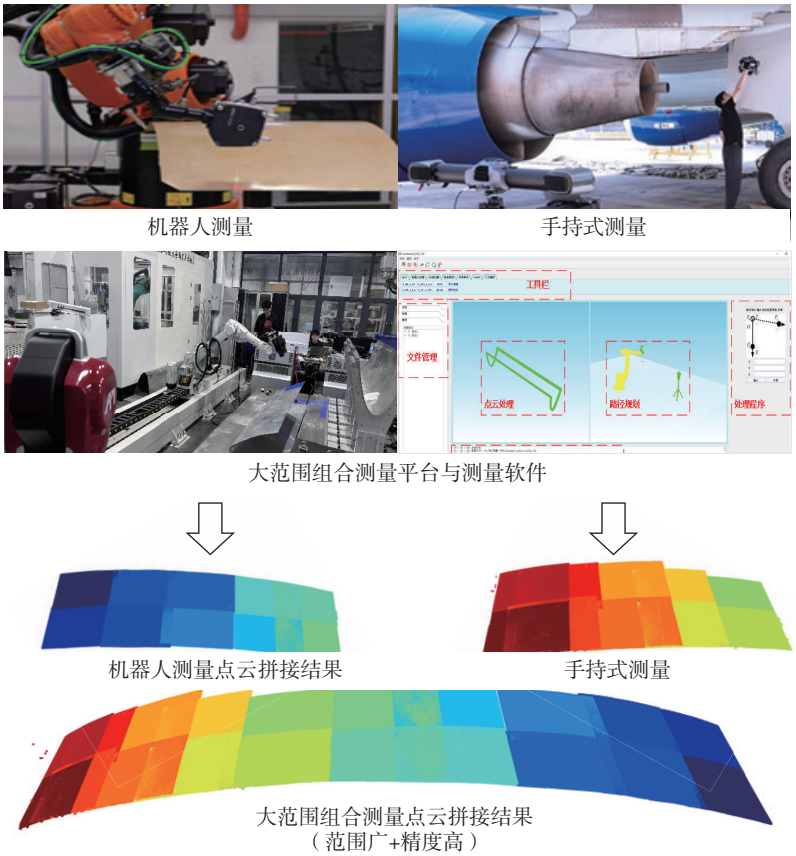


图4　多模态跨尺度形貌感知

Fig.4　Multi-modal cross-scale morphology perception

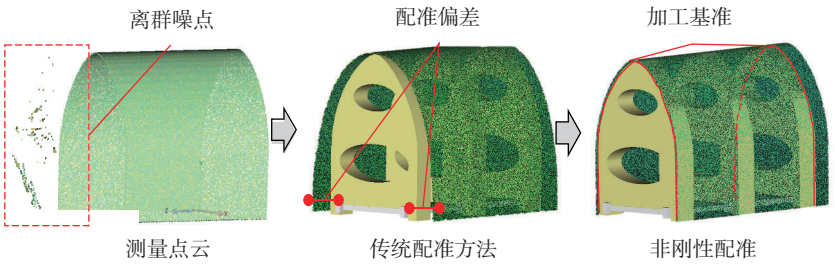


图5　大型易变形构件实测点云与可加工基准生成

Fig.5　Measured point cloud and machining reference generation of large-scale deformed parts

非线性函数的阈值自适应算法[35]、基于重心特征的点云平滑去噪算法[36]，也可以基于邻域特征统计分析法通过分析邻域点几何分布特征来判断噪声点。网格阈值方法通过空间离散化快速识别离群点，计算效率较高，但结果对网格尺度和阈值敏感。也可以采用基于邻域统计特征分析法，如改进统计滤波法[37]、狄拉克分布模型[38]，利用局部距离、法向或分布特征判断异常点。基于聚类分析的去噪算法通过聚类特征识别并剔除异常点、保持局部几何形态，但去噪稳定性受点云密度影响。密度聚类法可同时处理孤立点与噪声簇，如融合半径滤波与改进密度聚类的噪声去除法[39]、层次密度空间聚类实现点云分割去噪[40]、改进 DBSCAN 算法[41]，提高了聚类处理效率，对复杂测点噪声更具适应性，但该方法的参数选择和大规模计算代价较高。综上所述，点云的去噪算法在方法论层面已形成较为完备的体系，参数选择与阈值设定的稳定性亦得到持续优化。然而，根本性局限依然存在：多数算法仅依赖局部几何特征或统计先验，未能充分融合点云多维属性。通过几何形态、表面法向、工件反射强度乃至光谱信息的多模态融合，有望显著提升复杂构件场景下的算法鲁棒性，该方向或将成为点云预处理研究的下一个突破口。

在获取预处理的点云数据后，核心问题转化为如何确立实测点云与设计模型之间的最优空间变换关系。该步骤旨在精确计算机器人在每个位置的实际加工余量，其关键是测点与工件数模的精确配准。点云配准技术演进可归纳为基于概率估计、基于几何特征、基于深度学习与基于距离度量 4 大类型。基于概率的方法将配准重构为概率密度的估计问题，通过最大化似然函数拟合高斯混合模型[42–43]，理论框架较为成熟，但对初始点云位姿敏感；基于特征的方法提取局部或全局几何不变量建立对应关系[44–45]，计算效率较高，但对飞机蒙皮、风电叶片等弱特征易出现匹配退化；深度学习方法依托多层网络强大特征提取能力实现了端到端配准[46]，但大规模点云场景下计算效率与泛化性能仍存挑战。

相较之下，基于距离度量的配准方法因其物理直观性，工程应用广泛[47–49]。最近点迭代算法[50]通过最小化点对点欧氏距离估计的最优刚体变换，迭代执行最近邻搜索与参数更新，为后续改进奠定了方法基础。切向距离最小化法[51]将目标函数重构为点到切平面距离，改善了收敛性能。自适应权重法[52]融合点对点与点到切面距离，提升了配准精度。迭代方差最小化法[53]将目标函数定义为各测点到设计模型的距离方差，对航空航天制造场景测量噪点多、点云分布非均匀场景的匹配性能更具优势。

上述方法在刚性配准假设下表现稳健，然而大型薄壁构件在实际装配状态下普遍存在局部形变，刚性假设与装配过程中实际形变工况问题的矛盾点催生了非刚性配准的迫切需求。其理论挑战在于如何在允许局部变形约束下，保持构件整体的几何一致性，构建可反映大型真实工件形态的可加工基准。有效思路是提取与形变无关的几何不变量构建映射关系[54–55]，其中测地距离因其对等距变换的不变性成为核心选择。通过多维缩放[56]，保持测地距离约束下将复杂曲面高维点云嵌入低维空间生成规范型，由于该方法须计算存储所有点对间测地距离，对于千万量级点云，计算复杂。为此，谱多维缩放、快速多维缩放等改进算法相继提出[57]。其中，基于矩阵低阶近似分解的大型薄壁重建方法[58]，有效提升了计算效率、降低了重建偏差，为非刚性配准应用提供了可行路径。然而现有非刚性配准主要依据几何约束恢复变形形态，尚未充分描述蒙皮等大薄构件装夹载荷、重力与残余应力对加工过程中工件变形的影响。由此得到的可加工基准可与当前测量形貌一致，但在材料去除和载荷重分布后仍可能失效。未来可将弹性势能、边界条件或结构响应约束引入配准与余量的计算，使加工基准同时满足几何一致性与力学合理性。

总结以上非刚性配准研究进展，几何一致性保持与计算效率优化方面成果显著。但回归“可加工基准”这一根本目标深入分析可见，现有方法仍存局限。航空航天复杂构件的装配变形不仅是几何现象，更是装夹载荷、残余应力、重力场作用等力学过程综合结果，共同决定了构件的最终空间形状。单纯依赖几何约束的配准，本质上仅拟合形变表象而未能反映形变机理，由此构建的可加工基准虽在几何上与实测点云吻合，却无法反映工件在加工过程中的力学响应特性。当机器人加工过程中刀具去除材料、残余应力重新分布时，基

于纯几何基准规划的加工轨迹可能偏离实际需求。因此面向可加工基准构建的未来研究，有必要将力学模型引入配准框架，在目标函数中融入弹性势能、应变能等物理约束，使配准过程既满足几何一致性，又符合力学合理性，即构建“几何–力学耦合的可加工基准”。这种深度融合有望突破当前配准方法仅拟合形貌的局限，使可加工基准不仅“看起来”与真实工件一致，更能在机器人加工中“响应起来”与真实工件一致，为实现大型复杂构件高精度机器人加工奠定更为可靠的基础。

2.2 规划与决策——自适应规划与高效率决策

在飞机蒙皮、航天舱段壁板等大型复杂构件机器人铣削加工中，自适应规划与高效率决策是实现高效率、高精度加工的第二大核心支柱。大型构件机器人加工路径、位姿参数与工艺参数都需根据待加工工件的实际形貌、加工区域特性及动态响应进行自适应优化。然而，传统基于CAD标准数模的规划方式与固定工艺参数策略，难以应对薄壁件装夹变形、点云噪声导致的轨迹抖动与加工稳定性等问题。因而，亟需构建如图6所示的从路径生成与光顺优化、加工姿态协同优化，到工艺参数自适应决策的全流程规划与决策执行体系，使机器人能够在复杂工况中实现高质量、高可靠性智能加工。本节围绕上述3类关键能力展开讨论，系统解析机器人自适应规划与高效率决策的整体规划逻辑与方法框架。

2.2.1 加工轨迹自适应生成与优化

机器人加工系统的加工路径规划是决定后续作业精度的前置条件[59–60]，早期研究主要结合CAD理论模型展开。针对不同类型的机器人执行体，基于CAD模型的机器人路径规划主要包括几何轨迹表达、约束可行性搜索和连续性优化3类方法。其中，融合局部与全局几何信息方法[61]，构建了刀具轨迹特征生成策略；关节构型空间约束可行域下切空间采样与一阶回缩机制[62]，提升了整体计算效率与参数稳定性；融合曲线长度分布特征的磨削连续轨迹优化模型[63]，可提升待加工工件表面质量；基于参数化NURBS曲线方法[64]可为并联机器人构建CAD轨迹规划流程，实现多关节协同运动控制；五自由度并联加工机器人可采用G3连续全局路径平滑算法[65]，保障刀具轨迹在相邻路径间的平稳过渡。由此可见，上述研究已形成“几何生成–约束搜索–连续性优化”的基本思路，但前提是实际工件与CAD模型近似一致。然而，基于CAD理论模型的路径规划隐含重要假设，即实际工件与设计模型严格一致，对于大型薄壁构件，该假设往往难以成立。大薄构件装夹力引起的弹性变形、重力场导致的挠曲效应、制造过程累积的几何误差，共同使得构件的实际形貌与CAD模型产生显著偏离。当基于理想模型生成的轨迹直接应用于真实工件时，存在加工余量分布不均、局部过切或欠切等问题。因此，更优方法是基于实测点云规划加工路径。当实际形貌偏离设计模型时，点云驱动路径规划方法有两类。(1)先将离散测点重构为连续曲面，再沿用上述曲面规划方法从随机扫描数据生成加工路径[66]，通过翘曲变换将离散点云转化为连续曲面生成重采样轨迹，但重构误差会传递至刀具轨迹；(2)直接在离散点云上计算刀位点，可通过离散点云的动态空间索引结构计算刀位点[67]，实现融合空间排序策略的加工轨迹光顺，但对点云密度和噪声更敏感，也可通过基于点云等参数划分的路径规划策略[68]、基于离散测量数据的加工投影刀位网构建策略[69]，最小化单元误差实现轨迹优化，同时聚焦加工过程中干涉检测问题[70]，生成无碰撞路径，保障刀具运行的安全性。

综上所述，现有基于点云的路径规划仍多以CAD模型为参照系，其实质是将点云数据反向映射至设计曲面，再沿用传统规划范式生成轨迹。而在视觉引导的机器人加工场景中，现场实测点云是唯一能够反映构件真实状态的信息载体，加工余量精确计算、刀轨生成、加工姿态确定，应直接从实测点出发，而非借助理论CAD模型作为中间媒介。然而，受点云数据离散性、测量过程中难以完全抑制的测点高斯噪声、扫描视角限制导致的点云密度不均等影响，直接基于测量点云生成的刀具轨迹往往呈现不应有的抖动与畸变。如何在保障构件真实几何构型的同时保证轨迹光顺性、在处理局部特征时兼顾全局一致性，仍是点云驱动机器人加工轨迹规划亟待突破的理论与技术瓶颈，需进一步研究。

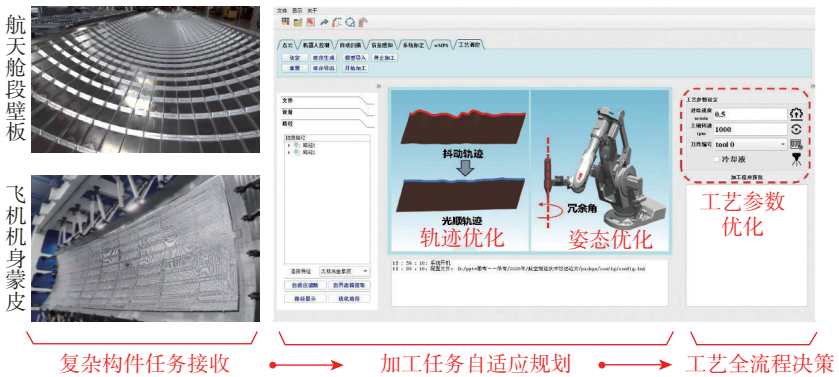


图6 机器人加工自适应规划与高效率决策执行

Fig.6 Adaptive planning and high-efficiency decision-making of robot machining

2.2.2 机器人加工位姿的协同优化

机器人位姿的确定对保障加工质量至关重要[71–73]。工业机械臂类的机器人采用开链串联式构型，其结构刚度仅为数控机床的1/50。这一固有特性导致相同切削载荷在机器人系统上会引发更为显著的本体变形与振动响应，末端绝对定位精度受限[74]。因此，如何在关节空间寻求既能满足末端位置约束，又能最大化系统刚度，同时避让关节极限与奇异的位姿构型，是机器人加工位姿优化的核心。

融合考虑关节运动学误差、弱刚度变形机理、误差补偿策略的通用模型[74–75]，被视为提升机器人加工精度的理论前提。如考虑刚度与灵巧度约束的整体位姿优化方法[75]，关注机器人结构性能沿小范围加工轨迹的连续变化，实现固定末端冗余角优化，应用于航空口盖蒙皮机器人加工，边缘轮廓精度±0.4 mm；通过建立综合考虑关节极限、奇异性规避、轨迹平滑度的目标函数[76]，构建静态刚度模型，工件加工精度±0.6 mm；融合结构特性与机器人加工姿态的关联代理模型[77]通过采集离线试验样本，实现复杂构件机器人平面铣削与制孔；类似方法也可通过位姿规划与优化进一步综合集成[78]，应用于航空齿轮铸铝外壳体的机器人铣削加工与精度提升；通过考虑混联机构几何和驱动约束[79]，可进一步优化五轴混合动力铣削机器人位姿规划与进给速度调控，提升复杂零件机器人加工质量。在工件加工质量与机器人加工效率双重要求场景中，需融合考虑机器人加工姿态的时变特性与刀具路径连续性要求[80]。

以蒙皮加工为例，其尺寸大、曲率变化复杂，铣削加工中机器人末端轨迹需与复杂构件边缘轮廓（大范围、变曲率）保持一致，但在该轨迹下机器人刚度随其位姿动态变化，产生力/振耦合变形，降低末端轨迹精度。现有研究大多采用固定或简化的刚度模型，难以准确描述机器人在大范围、变曲率动态加工位姿的误差演化规律。综上，未来研究须建立可“感知”曲率变化并与之适应的刚度表征模型，该表征将是从“静态位姿优化”迈向“曲率自适应位姿优化”的关键理论跨越。

2.2.3 加工工艺参数的自适应决策

位姿优化解决了机器人加工“本体状态”问题，而最终切削中刀具与工件间相互作用，则直接决定蒙皮等大型复杂构件加工质量。工艺参数的自适应决策，旨在动态切削中根据实时感知的切削状态调整主轴转速、进给速度、切深等参数，使加工运行于稳定的动力学区域[81–83]。

工艺参数对铣削性能影响与提升方法较多。如建立铣削参数与切削力之间的统计学关系[84]，可揭示各工艺参数的贡献权重，模型主要依赖特定试验数据，跨材料与跨工况的适用性有限。可建立工艺参数与表面粗糙度内在关联[85]、开发考虑刀具振动效应的表面粗糙度预测模型[86]，此类方法更聚焦于加工质量预测，可进一步探索由预测结果反向调整工艺参数的闭环机制。通过系统化研究离线试验中获取加工工艺参数对加工性能的影响机制[87]，明确主轴转速、进给速度与切深的作用差异与影响机理[88]，通过进一步考虑在线试验与工艺参数的探索，未来可适用于加工状态实时变化的加工场景。

由于机器人的结构柔性和姿态依赖刚度，工艺参数对加工质量影响显著。相关研究[89]表明特定工艺参数组合下机器人系统易诱发铣削颤振，严重时可导致工件损伤。不同转速与加工方式对振动存在潜在规律[90]，通过构建机器人位姿变化的统一稳定性模型，有助于加工参数优选；在机器人加工系统中加装主动抑振装置[91]，运用田口法优化加工参数[92]，可有效抑制模态耦合颤振、提升加工稳定性。但田口优化法本质上仍属于离线参数组合筛选，难以描述多参数之间的连续耦合关系。通过进一步考虑刀具路径与进给方向耦合作用的颤振抑制法[93]，参数设定可依据预先建立的稳定性边界确定，实现无颤振条件下的材料去除率提升。在机器人旋转超声铣削的颤振稳定性解析模型中发现[94]，其稳定切削区域较传统铣削显著扩大，后续可将模型扩展到其他加工方式，并向常规机器人铣削加工推广验证。

综上，无论高刚度机床还是低刚度机器人系统，工艺参数对切削力、颤振与加工质量都具有决定性作用。然而，现有方法多采用固定或离线参数配置模式，即工艺参数一旦确定，便无法响应加工实时变化。当航空蒙皮等薄壁结构的非均匀材料去除、机器人姿态的连续演化、加工区域局部动力特性的动态变化相互耦合时，离线优化的参数组合往往难以维持大范围、全流程的切削稳定性。

当前，机器人加工工艺参数决策方法的发展较为明确，即从离线走向在线自适应、从静态优化走向动态调控、从单一参数优化走向多参数协同。未来需深度融合过程监测、动态系统建模与实时优化算法，构建能感知切削状态演化、预测动态响应、实时调整工艺参数的闭环框架。通过这一框架融入机器人铣削这一多变量强耦合系统，实现加工精度、稳定性与效率的统一。

2.3 控制与执行——在线闭环反馈与动态控制

规划与决策为机器人提供了较优路径与姿态，但对于薄壁件、变曲率曲面等构件，机器人几何/非几何误差耦合，加工过程中伴随结构变形与力/振耦合等非线性时变现象，实际加工轨迹常常偏离理论轨迹。实

现高质量加工的关键，在于构建“多模态感知–状态预测–闭环反馈–实时补偿”的闭环，使机器人在动态外部扰动中保持轨迹精度与表面质量。本节从两个层面论述：阐述加工多模态感知与状态预测技术，探讨如何通过振动、力、视觉等在线构建工况与质量评估模型；分析基于感知的末端闭环补偿调控机制，讨论机器人如何通过视觉/跟踪、力、振动多模态信息完成在线补偿调控。

2.3.1　加工过程的多模态感知预测

前述轨迹生成与姿态优化算法可在一定程度上改善加工质量，但由于大型复杂构件在加工中易发生变形与振动，仍难以完全避免精度损失。此外，此类构件尺寸大、曲面复杂，使得加工质量检测与评估更加困难，亟需高效、智能的加工过程多模态感知方法予以支撑，如图7所示。

针对加工质量离线预测，可构建基于微分几何的铣削表面粗糙度预测模型[95]，减小预测误差。采用回归分析建立表面粗糙度经验模型[96]，获取进给量、铣削速度和切深对表面粗糙度的影响规律。然而离线预测模型难以反映加工动态变化，预测准确率在面对时变工况时较为受限。

随着神经网络的广泛应用，基于数据驱动的在线监测成为近年来的研究热点。基于加速度信号的磨削力和材料去除率估计法[97]，利用长短期记忆网络建立磨削振动加速度与磨削力的映射模型，用于机器人磨削监测，预测精度与振动信号采集质量和训练工况覆盖范围相关。通过连续小波变换对切削加速度进行时频域分析[98]，采用ResNet深度残差卷积神经网络对振动时频谱图分类，在线识别了机器人铣削再生颤振。通过量化研究振动信号与表面图像的映射关系[99]，利用稀疏自编码器提取加工特征，可在线监测磨削加工余量。基于频响函数动态调整振动信号，利用格拉米角场算法从相空间轨迹提取特征[100]，可在线监测蒙皮机器人加工质量，但模型对不同位姿与工况的泛化能力需进一步验证。

综上，现有预测算法大多缺乏对力学机理与数据驱动模型的有效耦合。纯数据驱动方法虽能在特定工况下取得良好效果，但应用于实际机器人加工时泛化能力受限于训练数据覆盖范围；而纯机理模型又难以捕捉复杂加工过程的非线性时变特性。未来可重点关注物理约束与数据驱动模型的深度融合，以及机器人加工多模态信息协同监测，实现机器人加工高精感知、在线预测与智能决策。

2.3.2　感知–控制的闭环反馈与补偿

状态感知不仅承担着对加工的实时表征，更是支撑机器人控制闭环化、智能化的基础。基于机器人加工的实时状态，系统可构建加工过程实时感知，使机器人由传统离线规划向末端闭环调控演进[101–103]。如图8所示，当前机器人加工控制策略分为半闭环控制与全闭环控制两类。

半闭环控制策略指将待补偿的点位误差从笛卡尔坐标系转化为关节修正值[104]。目前国外机构已将关节编码器反馈技术应用于机器人精度控制，光栅尺作为关节编码器[105–106]，结合西门子数控系统控制关节电机，有效提升了机器人定位精度。该方法可减小机器人加工中关节传动误差，但需要对机器人关节进行硬件改造，工程实施成本较高。另一种方法是将半闭环控制系统置于机器人控制系统外部[107]，通过关节位置偏转控制接口实现对机器人的关节级控制。在真实加工操作时，机器人误差来源除关节角度偏差外，结构柔性引起的末端弹性变形、切削力时变作用下的动态偏移、模型参数不确定性等同样会引入误差。由于机器人半闭环控制多依赖于关节编码器反馈，而非直接感知机器人末端执行器实际位姿变化，当加工中载荷发生波动或结构刚度随轨迹显著变化时，补偿效果受限[108–113]。因此，在高负载或高动态加工中，仅基于关节空间的半闭环控制难以有效保障工业机器人的加工精度与稳定性。

机器人末端闭环控制是指通过多传感器协同获取末端执行器与被加工件的实时位置、力、姿态、振动等状态信息，将之与期望状态的在线比较，进而动态调整、实现高精度位置、力和姿态控制。多传感融合不仅能够提升机器人系统感知的全面性与鲁棒性，还能在复杂工况下实现对机器人、工件等加工状态的多维度评估，为控制系统提供更准确的反馈，从而提升加工过程稳定性与最终质量。

在机器人操作状态感知与闭环调控方面，可进一步融入三维测量传感、图像视觉伺服等感知技术[114]，有助于实现航空航天及国防领域机器人检测、磨抛、智能装配的工程化应用。例如，采用激光跟踪实时测

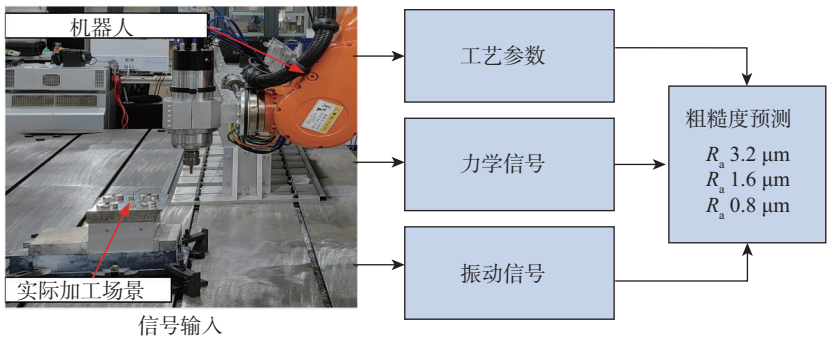
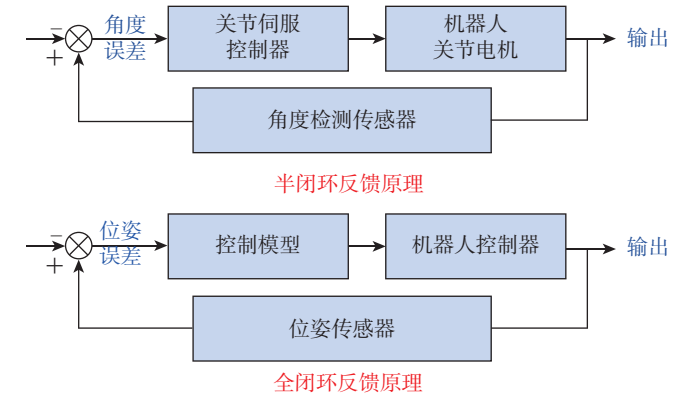
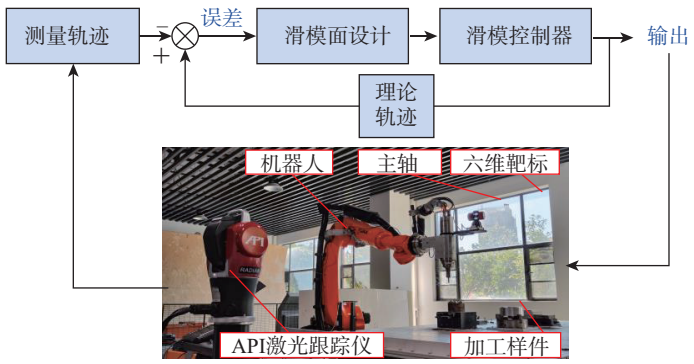


图7　机器人加工过程多模态感知原理示意

Fig.7　Multi-modal perception principle in the robotic machining process



（a）在线闭环反馈技术



（b）华中科技大学研发的机器人闭环控制系统

图8　机器人铣销的闭环控制系统

Fig. 8　Closed-loop control system of robotic milling system

量机器人末端位姿等几何误差[115]，再基于参数与非参数模型相结合的方式补偿机器人系统非几何误差。融合测量与跟踪双重感知[101]，可进一步构建跟踪/测量–加工多机器人系统的指数积模型，形成如图8(b)所示机器人铣削加工末端位姿实时跟踪测量系统，应用于航空曲面、口盖类蒙皮/壁板等复杂构件机器人铣削加工，在该方法中额外配置了跟踪测量设备，需注重系统标定与多机器人坐标统一。将力传感器固定在工业机器人末端与工件接触界面之间[116]，以直接测量得到的接触力预测机器人末端变形并调控加工机器人控制器，依据机器人刚度模型的准确性进一步评估场景适应性。采用双目视觉测量装置，基于视觉引导完成机器人钻孔加工轨迹精度补偿[117]，可实现大型复材薄壁件的机器人加工。也可以将力–位图像学习方法融合，用于机器人操作中的力/位姿多源感知信息[118]，实现复杂构件机器人位姿的精确调控。视/力等多传感融合是当下较新的方法，可实现机器人恒力磨削加工，并在飞机翼根垫片机器人磨削加工中验证[119]，在该系统中多传感器标定、时间同步和异构数据融合是精度保障的关键。此外，还可在机器人本体与加工刀具端安装振动传感器[120]，结合周期性铣削振动的离散采样数据驱动，实现复杂构件机器人加工的振动控制与加工补偿，该方法的补偿效果依赖信号特征提取与动态模型。此外，还可采用振动传感器[121]感知大型薄壁构件加工振动，设计新型力控末端执行器有效控制大型薄壁构件机器人加工振动与误差，实际应用时须留意附加力控执行器对系统结构、控制复杂度、工艺条件的影响与限制。

从机器人加工闭环控制与补偿的本质需求出发，机器人末端轨迹精度的保障需要同时应对3大问题，即末端执行器“在何处”的位姿问题、与工件“作用多强”的力觉问题，以及加工过程“是否稳定”的振动问题。单一传感器只能窥见其中一隅，而大型复杂构件机器人加工误差来源往往由多因素耦合，因此大型复杂构件机器人加工过程的感知系统必须具备与之匹配的多模态融合感知能力。

更深层地看，多传感器融合不仅是信息维度的叠加，更涉及时空配准、异构数据对齐等系列基础理论问题。在大范围加工场景中，跟踪、视觉、力、振动等多源传感器分布在机器人系统不同位置，各自以不同频率采集异构数据，如何消除时延偏差带来的融合误差、如何在传感器视野受限时进行信息补全、如何构建统一时空基准实现多源数据的动态更新，这些难题目前尚未系统性解决。因此，面向大型复杂构件机器人加工的未来研究，亟须突破从“单一感知”到“多源融合”的范式跃迁。具体而言，应探索大范围场景下跟踪、视觉、力觉、振动多源传感器感知，研究多源异构信息的时空配准与动态更新方法，揭示机器人加工过程中多源感知信息的深层融合机理。未来亟需全面感知“机器人–末端–工件–环境”状态的闭环控制系统，真正实现复杂工况下加工精度与稳定性的可靠保障。

3　未来研究展望与分析

3.1　感知的极限性：更大尺寸构件感知精度、效率与完整性的权衡

在大型复杂构件机器人测–加–控一体化的大范围精度场构建环节，基于室内定位系统与激光跟踪仪的定位技术已有一定研究基础。然而，机器人铣削加工连续且动态，

主轴电机和伺服驱动器在频繁调速或负载突变时会产生电磁噪声等干扰，从而降低空间定位单元基站光电扫描的信噪比。为提升大范围定位的稳定性与鲁棒性，可采用惯导、激光雷达与激光跟踪融合的形式。与通常提及的汽车领域多模态感知融合不同，三者之间并非简单互补。感知融合算法需面向航空航天蒙皮等大型构件加工制造复杂场景，其首要问题不是如何合并数据，而是如何在不同加工阶段或不同空间区域中动态赋予各传感器合理的置信权重。未来可行的解决方向是构建分层置信评估机制：在粗定位阶段以雷达和惯导为主，确保覆盖范围；进入精加工区域后切换至跟踪仪主导，并利用惯导短期预测弥补跟踪仪更新间隙。其关键在于设计平滑的权重过渡准则，避免融合输出出现跳变，这也是工程应用中最缺乏的系统化研究，未来可支撑大型构件复杂工况下多台机器人之间的空间定位与加工的协同作业。

3.2 决策的复杂性：几何/非几何等误差融合影响下的加工不确定性

在大型复杂构件机器人测–加–控一体化技术中，测量数据的获取与处理主要围绕构件几何特征展开。测量数据经点云处理得到余量分布，进而生成加工轨迹。这种“先测后加工”的模式隐含一个前提：加工中工件和机器人状态不会发生显著偏离。然而对于大型薄壁件，铣削力引发的弹性让刀、切削热积累造成的局部膨胀、装夹应力释放后的回弹变形，都足以使实际切削深度偏离规划值，且偏差幅度与加工参数、刀具路径、材料特性高度耦合，因此未来需综合考虑力、热、振动等因素融合决策。然而，实际困难是各物理量的时间常数相差数个量级：热漂移变化缓慢，属分钟级过程；切削力波动随每齿进给发生，属毫秒级扰动；振动模态则可能出现在百赫兹以上。若将所有信号不加区分地输入同一控制决策模型，不仅计算量极大，且不同尺度信号之间会相互掩盖，降低模型对主导误差的敏感度。未来更合理的设计是按时间常数对信号分层处理：热变形、装夹变化所属慢变通道用于工艺级补偿参数修正，力、振动所属快变通道用于轨迹级局部微调，两通道之间设置协调器以解决冲突指令。这种决策级分层架构在大型构件机器人加工中的各层通信延迟和优先级仲裁问题是亟待深入探索的。

3.3 控制的壁垒性：加工过程多源异构数据的系统化融合控制与同步

在大型复杂构件机器人测–加–控一体化技术的发展中，数据驱动的机器人控制正成为提升加工精度与系统自适应能力的关键方向，然而却面临泛化性与安全性两大约束。刀具磨损、毛坯状态等加工条件的变化会导致训练数据分布偏移，预训练模型性能急剧退化，而在线重训练所需的数据量和迭代次数在真实加工中难以承担。更重要的是，端到端黑箱模型缺乏可解释性，使现场工程师无法预判模型在极端工况下的控制行为边界，这对于航空航天等领域高价值零部件加工并不可取。因此，当前阶段更具实际意义的路径并非用数据驱动替代物理模型，而是以物理模型为基础框架，将数据驱动嵌入为前馈补偿环节。未来方向是保留机器人动力学模型和轨迹生成器，利用实时采集的末端位姿、驱动电流、振动加速度等，训练轻量级回归模型以预测当前工况的未建模误差，将补偿量叠加到指令输入。这种架构同时保证了稳定性和适应性。此外，强化学习的应用更应限于仿真环境中获取最优控制策略初始解，再结合在线辨识方法进行微调，而非直接部署于真实系统。相比之下，带有物理约束的贝叶斯优化和递归最小二乘辨识因对数据需求量小且结果可解释，在未来工程上具有更高可行性。

3.4 展望：迈向机器人化智能制造

面向航空、航天、能源与轨道领域大型复杂构件场景，机器人制造系统正由单机自动化向系统级智能化演进（图9），发展趋势表现为多模态

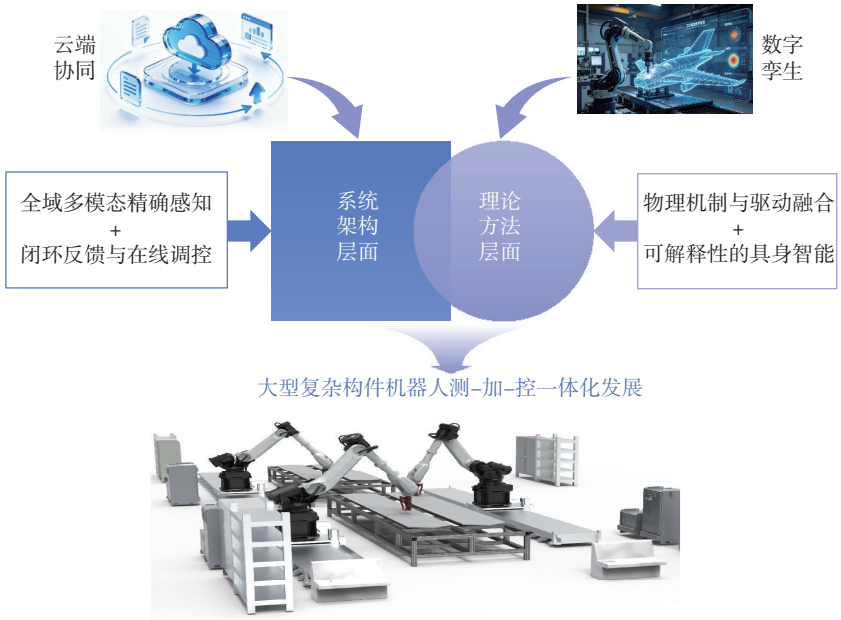


图9 大型复杂构件机器人测–加–控一体化展望

Fig.9 Prospects for robotic measurement-machining-control integration in large-scale complex component manufacturing

感知、闭环控制、具身智能的深度融合。在系统架构层面，未来将以多模态感知与测量系统为基础，实现对大型复杂构件、机器人实时状态与环境信息的持续感知与反馈，使控制对象由“离线规划轨迹”向“在线过程调控”转变；在方法层面，将进一步强化物理机制模型与数据驱动模型的互补融合，发展具有可解释性的智能方法，提升复杂工况中机器人的理解与决策。同时，数字孪生、云端协同计算等新型信息基础设施将为加工过程建模、性能评估与策略优化提供支撑，推动机器人制造范式由经验依赖型向模型与数据融合驱动型转变。可以预见，未来更有价值的进展将来自经过航空、航天等领域场景现场验证的协同框架，而非单项算法的性能提升或其他领域已有技术的简单移植，最终形成高智能、高可靠、高柔性的大型复杂构件机器人化制造体系。

4 结论

迈向“动态化制造”的未来，要求从根本上重构机器人制造系统。本文系统论证了将工业机器人用于航空、航天、能源、轨道等领域大型复杂构件加工，其成功不止于对传统数控范式的简单移植，更取决于能否实现从静态化的“测量后制造”到动态化的“边测量、边制造、边校正”的范式跃迁。这一跃迁的技术基石，正是深度耦合的机器人“测量–加工–控制”一体化体系。

通过对感知与建模、规划与决策、控制与执行3大技术支柱前沿进展的剖析与批判性审视，本文揭示了当前的核心矛盾：制造系统对全域动态精度与全局闭环控制的迫切需求，与感知的局限性、决策的滞后性及控制的静态性之间的内在关联。全域跨尺度感知精度与效率难以兼得，多源异构数据融合与同步尚未形成通用框架，而机器人高精度末端在线闭环控制则受限于系统复杂度。

最终，机器人测量–加工–控制一体化的演进，其意义远不止于解决大型构件的加工难题。它代表着制造系统从预编程自动化向零件制造现场自主智能的深刻转型。这一转型将为航空、航天、能源、轨道等国家重大战略领域实现高性能构件的自主可控与敏捷制造提供核心使能技术。

参 考 文 献

[1] 李文龙, 蒋诚, 徐伟, 等. 应用李群封闭光滑特性的机器人跟踪/测量–加工一体化：Ⅱ闭环控制与试验验证[J]. 机械工程学报, 2025, 61(20): 16–29.

Li Wenlong, Jiang Cheng, Xu Wei, et al. Integration of robotic tracking/measuring-machining applying the closed and smooth properties of lie groups: Ⅱ closed-loop control and experiment validation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(20): 16–29.

[2] Hou C Y, Wang Z Y, Zhao J S. Research on layout planning and optimization method of vision sensor system for large-scale measurement fields[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2026, 3207(1): 012039.

[3] 王卓群, 谢福贵, 解增辉, 等. 机器人化装备测量–加工一体化技术现状及展望[J]. 机器人, 2024(1): 118–128.

Wang Zhuoqun, Xie Fugui, Xie Zenghui, et al. Technical status and prospect of measurement and machining integration technology for robotized equipment[J]. Robot, 2024(1): 118–128.

[4] Yang B Q, Li J X, Zeng T. A review of environmental perception technology based on multi-sensor information fusion in autonomous driving[J]. World Electric Vehicle Journal, 2025, 16(1): 20.

[5] Tian Y M, Li W L, Cao S, et al. Construction of error field for distributed measurement system by using laser tracker[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 5504812.

[6] Liu W L, Li Y W. A novel method for improving the accuracy of coordinate transformation in multiple measurement systems[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28(9): 095002.

[7] Wan A, Xu J, Miao D J, et al. An accurate point-based rigid registration method for laser tracker relocation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(2): 254–262.

[8] Zhou Z L, Liu W, Wang Y X, et al. A combined calibration method of a mobile robotic measurement system for large-sized components[J]. Measurement, 2022, 189: 110543.

[9] Zhou Z L, Liu W, Wang Y X, et al. An accurate calibration method of a combined measurement system for large-sized components[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(9): 095013.

[10] Zhou Z L, Liu W, Wu Q, et al. A combined measurement method for large-size aerospace components[J]. Sensors, 2020, 20 (17): 4843.

[11] Wang Y, Liu Y P, Chen H H, et al. Combined measurement based wing-fuselage assembly coordination via multiconstraint optimization[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 7005316.

[12] Han R, Dunker T, Trostmann E, et al. Research on high-precision tracking and localization of industrial robots based on iGPS[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35 (6): 065006.

[13] 范景韬, 黄翔, 曾琪, 等. 基于免疫优化算法的iGPS发射器布局优化方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(11): 1112009.

Fan Jingtao, Huang Xiang, Zeng Qi, et al. Placement optimization of iGPS transmitter based on immune optimization algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58 (11): 1112009.

[14] 林雪竹, 李丽娟, 曹国华, 等. 大部件对接中iGPS高精度位姿测量优化设计[J]. 航空学报, 2015, 36(4): 1299–1311.

Lin Xuezhu, Li Lijuan, Cao Guohua, et al. Optimal design based on iGPS high-precision posture measurement for large size component joining[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2015, 36(4): 1299–1311.

[15] Deng R, Shi S D, Yang L H, et al. Dynamic measurement method based on temporal-spatial geometry constraint and optimized motion estimation[J]. Measurement, 2024, 227: 114269.

[16] 金兆瀚, 杨凌辉, 杜兆才, 等. 基于wMPS的工业机器人定位精度自动补偿方法[J]. 自动化与仪器仪表, 2022(4): 202–209.

Jin Zhaohan, Yang Linghui, Du Zhaocai, et al. Automatic compensation method of industrial robot positioning accuracy based onwMPS[J]. Automation & Instrumentation, 2022(4): 202–209.

[17] Yang Z, Li Y Y, Lin J R, et al. Tightly-coupled fusion of iGPS measurements in optimization-based visual SLAM[J]. Optics Express, 2023, 31(4): 5910–5926.

[18] 黄喆. 基于wMPS的室内AGV精确导航定位关键技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2016.

Huang Zhe. Research on the key technologies of accurate navigation and position for indoor AGVs based on wMPS[D]. Tianjin: Tianjin University, 2016.

[19] Zeng Q, Huang X, Li S G, et al. High-efficiency posture prealignment method for large component assembly via iGPS and laser ranging[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(8): 5497–5510.

[20] Chen Z H, Du F Z. Measuring principle and uncertainty analysis of a large volume measurement network based on the combination of iGPS and portable scanner[J]. Measurement, 2017, 104: 263–277.

[21] 金涨军, 李江雄, 俞慈君, 等. 大尺寸空间测量中转站误差分析与估计[J]. 浙江大学学报(工学版), 2015, 49(4): 655–661.

Jin Zhangjun, Li Jiangxiong, Yu Cijun, et al. Registration error analysis and evaluation in large-volume metrology system[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2015, 49(4): 655–661.

[22] Zeng Q, Li S G, Huang X. Configuration optimization of the feature-oriented reference system in large component assembly[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 113(3): 673–687.

[23] Susemihl H, Brillinger C, Stürmer S P, et al. Referencing strategies for high accuracy machining of large aircraft components with mobile robotic systems[R]. Warrendale: SAE International, 2017.

[24] Tian Y M, Li W L, Cao S, et al. Orientation for distributed measurement system using improved bundle adjustment and lie algebra[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2025, 30(6): 4545–4556.

[25] 望金山. 大型曲面机器人移动测量点云拼接方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.

Wang Jinshan. Research on point cloud stitching methods of robotic mobile measurement for large surfaces[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.

[26] 王巍, 李锐, 林俊盛, 等. 飞机大尺寸组件外形数字化组合测量方法研究[J]. 航空制造技术, 2024, 67(21): 106–113.

Wang Wei, Li Rui, Lin Junsheng, et al. Research on digital combined measurement method of aircraft large components outline[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2024, 67(21): 106–113.

[27] 赵子捷, 张学鑫, 樊伟, 等. 面向大型筒件装配界面的机器人扫描测量路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2025, 31(5): 1555–1568.

Zhao Zijie, Zhang Xuexin, Fan Wei, et al. Robotic scan measurement path planning for assembly interfaces of large-scale cylindrical components[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2025, 31(5): 1555 – 1568.

[28] Jiang T, Cui H H, Cheng X S, et al. A measurement method for robot peg-in-hole prealignment based on combined two-level visual sensors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 5000912.

[29] Zhao H J, Liu C H, Jiang H Z, et al. Multisensor registration using phase matching for large-scale fringe projection profilometry[J]. Measurement, 2021, 182: 109675.

[30] 钟凯, 李中伟, 史玉升, 等. 组合式大尺寸三维测量系统中的结构参数标定算法[J]. 天津大学学报, 2011, 44(5): 425–429.

Zhong Kai, Li Zhongwei, Shi Yusheng, et al. Calibration algorithm of structure parameters in combined large-scale 3D metrology system[J]. Journal of Tianjin University, 2011, 44(5): 425–429.

[31] Chen Y, Lin J, Guo Y, et al. A structured light sensor measuring method based on wMPS global controlling[C]//Proceedings of AOPC 2015. Bellingham: SPIE, 2015.

[32] 武琼. 基于激光跟踪仪与结构光扫描仪的高效组合式测量方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.

Wu Qiong. Research on efficient combined measurement method based on laser tracker and structured light scanner[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021.

[33] 李文龙, 李中伟, 毛金城. iPoint3D曲面检测软件开发与工程应用综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(7): 127–150.

Li Wenlong, Li Zhongwei, Mao Jincheng. The development and application review of iPoint3D software for surface inspection[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56 (7): 127–150.

[34] Liu C, Yuan D, Zhao H W. 3D point cloud denoising and normal estimation for 3D surface reconstruction[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Piscataway: IEEE, 2015.

[35] 任彬, 崔健源, 李刚, 等. 基于自适应阈值的三维点云分段式去噪方法[J]. 光子学报, 2022, 51(2): 0212003.

Ren Bin, Cui Jianyuan, Li Gang, et al. A three-dimensional point cloud denoising method based on adaptive threshold[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(2): 0212003.

[36] 艾卫涛. 三维激光扫描点云去噪及在建模中的应用[D]. 西安: 西安科技大学, 2017.

Ai Weitao. Three dimensional laser scanning point cloud denoising and its application in modeling[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017.

[37] 李凯, 张永生, 童晓冲, 等. 单光子激光雷达数据去噪与滤波算法[J]. 导航与控制, 2020, 19(1): 67–76.

Li Kai, Zhang Yongsheng, Tong Xiaochong, et al. Research on de-noising and filtering algorithm of single photon lidar data[J]. Navigation and Control, 2020, 19(1): 67–76.

[38] Horan K H, Kerekes J P. An automated statistical analysis approach to noise reduction for photon–counting lidar systems[C]// 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS. Piscataway: IEEE, 2013.

[39] 焦亚男, 马杰, 钟斌斌. 一种基于尺度变化的点云并行去噪方法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2021, 54(3): 277–282.

Jiao Yanan, Ma Jie, Zhong Binbin. Point

cloud parallel de-noising algorithms based on scale change[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2021, 54(3): 277–282.

[40] Neuville R, Bates J S, Jonard F. Estimating forest structure from UAV-mounted LiDAR point cloud using machine learning[J]. Remote Sensing, 2021, 13(3): 352.

[41] Chen Y W, Tang S Y, Bouguila N, et al. A fast clustering algorithm based on pruning unnecessary distance computations in DBSCAN for high-dimensional data[J]. Pattern Recognition, 2018, 83: 375–387.

[42] Myronenko A, Song X B. Point set registration: Coherent point drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262–2275.

[43] Su L J, Xu W, Wang Y P, et al. Robust point cloud registration in robotic inspection with locally consistent Gaussian mixture model[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 5038712.

[44] Ma J Y, Zhao J, Yuille A L. Non-rigid point set registration by preserving global and local structures[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(1): 53–64.

[45] Aoki Y, Goforth H, Srivatsan R A, et al. PointNetLK: Robust & efficient point cloud registration using PointNet[C]//Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2019.

[46] Wang Y, Solomon J. Deep closest point: Learning representations for point cloud registration[C]//Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2019.

[47] 蒋光明. 基于密度聚类的大尺寸工件在位测量点云数据处理方法研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2025.

Jiang Guangming. Research on data processing method of in-situ measurement point cloud for large size workpieces based on density clustering[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2025.

[48] 王宇轩. 基于改进ICP算法的大尺寸构件三维形貌及变形测量系统研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2025.

Wang Yuxuan. Research on 3D morphology and deformation measurement system for large-scale components based on improved ICP algorithm[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2025.

[49] Feng X Z, Ding T, Wu H, et al. Sparse-VMICP: A weak feature point cloud registration algorithm for robotic vision measurement of large complex components[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2026, 98: 103175.

[50] Yang J L, Li H D, Campbell D, et al. Go-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(11): 2241–2254.

[51] Wang W P, Pottmann H, Liu Y. Fitting B-spline curves to point clouds by curvature-based squared distance minimization[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(2): 214–238.

[52] Li W L, Yin Z P, Huang Y A, et al. Three-dimensional point-based shape registration algorithm based on adaptive distance function[J]. IET Computer Vision, 2011, 5(1): 68–76.

[53] Xie H, Li W L, Yin Z P, et al. Variance-minimization iterative matching method for free-form surfaces: Part I: Theory and method[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2019, 16 (3): 1181–1191.

[54] Dyke R M, Lai Y K, Rosin P L, et al. Non-rigid registration under anisotropic deformations[J]. Computer Aided Geometric Design, 2019, 71: 142–156.

[55] Mahmoudi M, Sapiro G. Three-dimensional point cloud recognition via distributions of geometric distances[J]. Graphical Models, 2009, 71(1): 22–31.

[56] Shamai G, Zibulevsky M, Kimmel R. Efficient inter-geodesic distance computation and fast classical scaling[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(1): 74–85.

[57] Aflalo Y, Kimmel R. Spectral multidimensional scaling[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2013, 110(45): 18052–18057.

[58] Wang G, Li W L, Jiang C, et al. Machining allowance calculation for robotic edge milling an aircraft skin considering the deformation of assembly process[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27 (5): 3350–3361.

[59] 徐隆坤. 薄壁件机器人铣削适应性路径规划及加工精度提升方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2023.

Xu Longkun. Research on adaptive tool path planning and machining accuracy improvement method for robotic milling of thin-walled parts[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2023.

[60] Jiang C, Li W L, Li W P, et al. A novel dual-robot accurate calibration method using convex optimization and lie derivative[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2024, 40: 960–977.

[61] Kim Y S, Wang E, Hwang I K, et al. Integrated machining tool path planning using feature free spaces[J]. International Journal of Production Research, 2003, 41(14): 3237–3255.

[62] Stilman M. Global manipulation planning in robot joint space with task constraints[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2010, 26(3): 576–584.

[63] Wang W, Yun C. A path planning method for robotic belt surface grinding[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2011, 24(4): 520–526.

[64] Jahanpour J, Motallebi M, Porghoveh M. A novel trajectory planning scheme for parallel machining robots enhanced with NURBS curves[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2016, 82(2): 257–275.

[65] Xie Z H, Xie F G, Liu X J, et al. Global G3 continuity toolpath smoothing for a 5-DoF machining robot with parallel kinematics [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2021, 67: 102018.

[66] Yau H T, Hsu C Y. Generating NC tool paths from random scanned data using point-based models[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 41(9): 897–907.

[67] Sun D Z, Liu J, Li Y R, et al. An algorithm for generating multi-axis NC machining tool–path on scattered point cloud[J]. Advanced Materials Research, 2010, 139 – 141: 1322–1327.

[68] Zou Q, Zhao J B. Iso-parametric tool-path planning for point clouds[J]. Computer-Aided Design, 2013, 45(11): 1459–1468.

[69] Feng H Y, Teng Z J. Iso-planar piecewise linear NC tool path generation from discrete measured data points[J]. Computer-Aided Design, 2005, 37(1): 55–64.

[70] Li D Y, Peng Y H, Yin Z W. Interference detection for direct tool path generation from measured data points[J]. Engineering with Computers, 2006, 22(1): 25–31.

[71] 田和强, 安金昌, 马洪强, 等. 骨铣削参数对机器人颤振稳定性影响与优化[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2025, 46(5): 988–996.

Tian Heqiang, An Jinchang, Ma Hongqiang, et al. Influence and optimization of bone milling parameters on robot chatter stability[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2025, 46(5): 988–996.

[72] Li W L, Zhang H Y, Xu W, et al. Construction of integrated robot measurement–machining experimental platform and its application in practical teaching[J]. ENGINEERING Mechanical Engineering, 2026, 21(2): 100883.

[73] Qu X, Wan M, Shen C J, et al. Profile error−oriented optimization of the feed direction and posture of the end-effector in robotic free-form milling[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 83: 102580.

[74] Peng Q Y, Li W L, Xu W, et al. A robotic milling posture optimization method based on physics-informed dynamic stiffness model and graph optimization algorithm[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2026, 31(3): 3619–3630.

[75] Wang G, Li W L, Jiang C, et al. Trajectory planning and optimization for robotic machining based on measured point cloud[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(3): 1621–1637.

[76] Xiong G, Ding Y, Zhu L M. Stiffness-based pose optimization of an industrial robot for five-axis milling[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 55: 19–28.

[77] Janez G, Timi K, Karl G, et al. Accuracy improvement of robotic machining based on robot's structural properties[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 108(5): 1309–1329.

[78] Leali F, Vergnano A, Pini F, et al. A workcell calibration method for enhancing accuracy in robot machining of aerospace parts[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 85(1): 47–55.

[79] Li G X, Liu H T, Yue W, et al. Feedrate scheduling of a five-axis hybrid robot for milling considering drive constraints[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 112(11): 3117–3136.

[80] Wang Y F, Xie Z H, Xie F G, et al. A symmetrical arrangement strategy based real-time toolpath planning method for a 5-DoF fully parallel machining robot[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 134(5): 2299–2317.

[81] Jiang Y, Chen P, Guo Q, et al. A novel posture optimization method based on the comprehensive stiffness performance index in robotic milling[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2026, 48(6): 445.

[82] Zhang X X, Zheng L Y, Zhao Z J, et al. Data-mechanism hybrid-driven pose optimization for mobile robotic milling system considering milling stability and stiffness performance[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2025, 141(9): 4895–4918.

[83] Zhang Y, Liu H D, Wei X Y, et al. Process risk-assessed posture optimization method for robotic machining of large irregular components[J]. Computers & Industrial Engineering, 2026, 211: 111652.

[84] Abou-El-Hossein K A, Kadirgama K, Hamdi M, et al. Prediction of cutting force in end-milling operation of modified AISI P20 tool steel[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2007, 182(1−3): 241–247.

[85] Kull Neto H, Diniz A E, Pederiva R. The influence of cutting forces on surface roughness in the milling of curved hardened steel surfaces[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 84 (5): 1209–1218.

[86] Lu X H, Zhang H X, Jia Z Y, et al. Floor surface roughness model considering tool vibration in the process of micro-milling[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(9): 4415–4425.

[87] Ratnam C, Vikram K A, Ben B S, et al. Process monitoring and effects of process parameters on responses in turn-milling operations based on SN ratio and ANOVA[J]. Measurement, 2016, 94: 221–232.

[88] Salur E, Kuntoğlu M, Aslan A, et al. The effects of MQL and dry environments on tool wear, cutting temperature, and power consumption during end milling of AISI 1040 steel[J]. Metals, 2021, 11(11): 1674.

[89] Pan Z X, Zhang H, Zhu Z Q, et al. Chatter analysis of robotic machining process[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 173(3): 301–309.

[90] Zhang Y R, Guo K, Sun J. Investigation on the milling performance of amputating clamping supports for machining with industrial robot[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 102(9): 3573–3586.

[91] Yuan L, Sun S S, Pan Z X, et al. Mode coupling chatter suppression for robotic machining using semi-active magnetorheological elastomers absorber[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 117: 221–237.

[92] Unnikrishna Pillai J, Sanghrajka I, Shunmugavel M, et al. Optimisation of multiple response characteristics on end milling of aluminium alloy using Taguchi-Grey relational approach[J]. Measurement, 2018, 124: 291–298.

[93] Tunc L T, Stoddart D. Tool path pattern and feed direction selection in robotic milling for increased chatter-free material removal rate[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89 (9): 2907–2918.

[94] Sun L J, Zheng K, Liao W H, et al. Investigation on chatter stability of robotic rotary ultrasonic milling[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 63: 101911.

[95] Hao Y S, Liu Y. Analysis of milling surface roughness prediction for thin-walled parts with curved surface[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 93(5): 2289–2297.

[96] 雷勇, 赵威, 何宁, 等. TC17钛合金低温铣削表面粗糙度预测[J]. 中国机械工程, 2022, 33(5): 583–588.

Lei Yong, Zhao Wei, He Ning, et al. Prediction of surface roughness for cryogenic milling TC17 titanium alloys[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(5): 583–588.

[97] Zhao X W, Lu H, Yu W F, et al. Robotic grinding process monitoring by vibration signal based on LSTM method[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 4009110.

[98] 张明锴. 基于残差卷积网和支持向量机的机器人铣削颤振辨识研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.

Zhang Mingkai. Study of chatter identification of robot milling based on ResNet and SVM[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.

[99] Lu H, Zhao X W, Tao B, et al. Online process monitoring based on vibration-surface quality map for robotic grinding[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 25(6): 2882–2892.

[100] Zhang H Y, Xu W, Peng Q Y, et al. Phase space reconstruction-based online roughness monitoring in robotic milling of aircraft skin edge[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2026, 31(2): 1741–1752.

[101] Wang D F, Li W L, Jiang C, et al. Improving path accuracy of industrial robot through external measurement system and lie algebra-based ASMC[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2026, 73(3): 4365–4376.

[102] Garriga-Casanovas A, Shakib F, Ferrandy V, et al. Hybrid control of soft robotic manipulator[J]. Actuators, 2024, 13 (7): 242.

[103] 丁一. 基于在线前馈控制的机器人铣削精度补偿方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2025.

Ding Yi. Research on robot milling machining accuracy compensation method based on online feedforward control[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2025.

[104] Sandoval J, Kelly R, Santibáñez V, et al. Partial potential energy shaping control of torque – driven robot manipulators in joint space[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2024, 22(7): 2230–2241.

[105] Saund B, DeVlieg R. High accuracy articulated robots with CNC control systems[J]. SAE International Journal of Aerospace, 2013, 6 (2): 780–784.

[106] Möller C, Schmidt H C, Koch P, et al. Machining of large scaled CFRP-Parts with mobile CNC-based robotic system in aerospace industry[J]. Procedia Manufacturing, 2017, 14: 17–29.

[107] Liu S L, Liao W H, Tian W, et al. The problem in accuracy compensation of industrial robot[J]. International Robotics & Automation Journal, 2017, 3(2): 282–283.

[108] 卢远, 国凯, 孙杰. 工业机器人轨迹精度力–位置复合补偿方法[J]. 机械工程学报, 2022, 58(14): 181–189.

Lu Yuan, Guo Kai, Sun Jie. Force–position composite control method for trajectory accuracy compensation of industrial robots[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58 (14): 181–189.

[109] 赵予安. 基于视觉伺服的机械臂精密装配轨迹优化系统研究[J]. 现代制造技术与装备, 2025, 61(11): 206–208.

Zhao Yu'an. Research on precision assembly trajectory optimization system for robotic arms based on visual servo[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2025, 61(11): 206–208.

[110] Huang J S, Yuan M X, Huo Z X, et al. Adaptive robust interaction force control of a robotic manipulator in uncertain environments[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(8): 8251–8260.

[111] Khanesar M A, Karaca A, Yan M R, et al. Enhancing positional accuracy of mechanically modified industrial robots using laser trackers[J]. Robotics, 2025, 14 (4): 42.

[112] Zhang H, Pan X, Li H W, et al. Dynamic continuous online compensation method for processing robot path based on external measurement[C]//Advances in Machinery, Materials Science and Engineering Application: Proceedings of the 8th International Conference (MMSE 2022). Amsterdam: IOS Press, 2022.

[113] Zhu C X, Sun H W, Cao C, et al. Tracking error prediction and compensation of industrial robot considering dynamical factors *via* physics-informed machine learning[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2026, 31(1): 1081–1092.

[114] 王耀南, 江一鸣, 姜娇, 等. 机器人感知与控制关键技术及其智能制造应用[J]. 自动化学报, 2023, 49(3): 494–513.

Wang Yaonan, Jiang Yiming, Jiang Jiao, et al. Key technologies of robot perception and control and its intelligent manufacturing applications[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(3): 494–513.

[115] 白明, 庞淋峻, 史羽胜, 等. 基于参数与非参数模型结合的双臂机器人协作定位精度提升方法[J]. 机器人, 2023, 45(3): 276–286.

Bai Ming, Pang Linjun, Shi Yusheng, et al. An improvement method of cooperative positioning accuracy for dual-arm robot based on the combination of parametric and non–parametric models[J]. Robot, 2023, 45(3): 276–286.

[116] Gonzalez M K, Theissen N A, Barrios A, et al. Online compliance error compensation system for industrial manipulators in contact applications[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 76: 102305.

[117] Tian W, Zhou W X, Zhou W, et al. Auto-normalization algorithm for robotic precision drilling system in aircraft component assembly[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2013, 26(2): 495–500.

[118] 李鹏程, 张奇, 张大为, 等. 融合视觉与力觉的卫星装配误差在线测量与补偿方法[J]. 航空制造技术, 2023, 66(7): 57–66.

Li Pengcheng, Zhang Qi, Zhang Dawei, et al. Online measurement and compensation of satellite assembly errors based on vision and force sensing[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2023, 66(7): 57–66.

[119] Zhao X W, Lu H, Yu W F, et al. Vision-based mobile robotic grinding for large-scale workpiece and its accuracy analysis [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 28(2): 895–906.

[120] Nguyen V, Johnson J, Melkote S. Active vibration suppression in robotic milling using optimal control[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2020, 152: 103541.

[121] Wang Q L, Wang W, Zheng L Y, et al. Force control-based vibration suppression in robotic grinding of large thin-wall shells[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2021, 67: 102031.

Towards Synchronized Integration of Measurement, Machining and Control in Robotic Machining of Large-Scale Complex Components

LI Wenlong, PENG Qingyu, XU Wei, LI Wenpan, XIE Yuanlong, DING Han
(State Key Laboratory of Intelligent Manufacturing Equipment and Technology,
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

[ABSTRACT] The manufacturing of large and complex structures—such as aircraft skins and panels, wind turbine blades, and high-speed rail car bodies-is central to a nation's competitiveness in advanced equipment. However, their enormous dimensions, intricate geometries, and stringent accuracy requirements impose fundamental "size-effect" bottlenecks on traditional manufacturing paradigms. Industrial robots, with their high flexibility and large workspace, offer a promising pathway for machining such components, yet their inherent limitations in accuracy and stiffness compel a fundamental rethinking of the manufacturing paradigm itself. Integrated robot-based measurement–machining–control technologies are driving a transformative shift from the conventional static and isolated "measure-then-manufacture" paradigm toward a dynamic and continuous paradigm of "measuring while machining and correcting". At the core of this transformation is the integration of multimodal perception units, multisource data-processing intelligence, and real-time control execution, enabling high-precision "dynamic manufacturing" that accounts for real on-site conditions. Building upon this perspective, this paper first articulates the inevitability of this paradigm shift. It then establishes a systematic technical framework grounded in "measurement perception, planning and decision-making and dynamic control", and provides an in-depth review of the state of the art in three core technological pillars: High-accuracy measurement and perception for large structures, adaptive planning and efficient decision-making, and real-time feedback control and dynamic execution. Furthermore, we critically examine the fundamental challenges and intrinsic limitations associated with each pillar. Finally, we outline a forward-looking roadmap toward robotic intelligent manufacturing, with particular emphasis on cross-scale perception-control closed loops, embodied intelligence in industrial robots, offering theoretical insights and technological pathways for next-generation intelligent robotic manufacturing systems.

Keywords: Robotic machining; Measurement–machining–control integration; Large-scale accuracy; Adaptive planning; Closed-loop control; Embodied intelligence

（责编　逸飞）